



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Electromagnétisme et Systèmes Haute Fréquence

Présentée et soutenue par :

M. ALEXANDRE DORE

le mercredi 10 mars 2021

Titre :

Suivi individualisé du déplacement d'insectes pollinisateurs et d'animaux d'élevage à l'aide de RADARs microondes à modulation de fréquence

Ecole doctorale :

Génie Electrique, Electronique, Télécommunications (GEET)

Unité de recherche :

Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS)

Directeur(s) de Thèse :

M. HERVE AUBERT

M. MATTHIEU LIHOREAU

Rapporteurs :

M. JEAN-YVES DAUVIGNAC, UNIVERSITE COTE D'AZUR

M. LAURENT FERRO-FAMIL, UNIVERSITE RENNES 1

Membre(s) du jury :

M. CHRISTOPHE GAQUIERE, UNIVERSITE LILLE 1, Président

M. EDMOND RICARD, INRA TOULOUSE, Membre

M. FRANCK RUFFIER, UNIVERSITE AIX-MARSEILLE 1, Membre

M. HERVE AUBERT, TOULOUSE INP, Membre

M. MATTHIEU LIHOREAU, UNIVERSITE PAUL SABATIER, Membre

Mme CATHERINE LARZUL, INRA TOULOUSE, Membre

Université Toulouse 2-Jean Jaurès
Laboratoire LAAS-CNRS

THÈSE

Pour obtenir le grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ
Spécialité

**Suivi individualisé du
déplacement d'insectes
pollinisateurs et d'animaux
d'élevage à l'aide de RADARs
microondes à modulation de
fréquence**

Dore Alexandre

Présentée et soutenue publiquement
Le 10 mars 2021

Directeur ou Directrice de Recherche
M. Hervé AUBERT, Professeur, INPT-ENSEEIH, LAAS-CNRS
M. Mathieu LIHOREAU, Chargé de Recherche, CRCA-CNRS

JURY

M. J.-Y. DAUVIGNAC, Professeur, Université Côte Azur, Nice	Rapporteur
M. L. FERRO FAMIL, Professeur, Université de Rennes, Rennes	Rapporteur
M. C. GAQUIERE, Professeur, Université de Lille, Lille	Examineur
Mme C. LARZUL, Directeur de Recherche, INRAE, Toulouse	Examinatrice
M. E. RICARD, Ingénieur de Recherche, INRAE, Toulouse	Examineur
M. F. RUFFIER, Directeur de Recherche, CNRS, Marseille	Examineur

Remerciements

Je tiens en premier lieu à remercier mon directeur de thèse Professeur Hervé Aubert aussi bien pour son encadrement que pour la confiance et le soutien qu'il m'a apportés pendant les nombreuses années passées au LAAS-CNRS, dont les trois dernières passées en tant que doctorant.

Je remercie également mon co-directeur de thèse Mathieu Lihoreau pour son encadrement pendant cette thèse mais aussi pour son soutien et sa patience durant ces trois dernières années.

Un merci aussi aux personnes qui ont travaillé avec moi pendant ma thèse. Que ce soit Edmond Ricard, Jean-François Bompa, les équipes du domaine de Langlade et celle du domaine de la Fage pour avoir permis de faire des mesures sur des ovins. Un merci à Dominique Hazard et Cristian Pasquaretta qui m'ont permis de traiter les données obtenues. Et finalement à Laurianne Canario et Jean Bailly et l'équipe des Magneaud pour leur implication et m'avoir permis de faire des mesures sur des truies en élevage. Je remercie aussi les différents stagiaires, Mathilde Lacombrade et Erwan Tilly grâce auxquels j'ai pu faire des mesures de trajectoires de bourdons. Je remercie également Dominique Henry pour m'avoir initié aux mesures Radars.

Je remercie aussi l'équipe MINC du LAAS-CNRS et EXPLAIN du CRCA-CNRS ainsi avec lesquels j'ai passé les trois dernières années et qui m'ont soutenu pendant cette thèse.

Et finalement ma famille qui m'a soutenu pendant les moments difficiles.

Table des matières

1. INTRODUCTION.....	16
1.1. INTRODUCTION A L'ETHOLOGIE	18
1.1.1. Estimateurs de position.....	18
1.1.2. Méthodes de détection suivant l'environnement	19
1.2. DETECTION DE CIBLES PAR RADAR	20
1.2.1. Détection RADAR	20
1.2.2. Le RADAR FMCW	21
1.2.3. Le RADAR MIMO	23
2. DETECTION RADAR DE L'ACTIVITE POSTURALE DES TRUIES .	25
2.1. INTRODUCTION.....	26
2.2. MATERIEL ET METHODES	28
2.2.1. Truies testées.....	28
2.2.2. Dispositif expérimental	28
2.2.3. Description de la mesure RADAR.....	29
2.2.3.1. Choix de la fréquence de fonctionnement du RADAR.....	29
2.2.3.2. Traitement du signal RADAR.....	30
2.2.3.3. Possibles causes de dégradation du signal reçu.....	31
2.3. RESULTATS DE MESURES PRELIMINAIRES	32
2.4. CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DES COMPORTEMENTS DE LA TRUIE	33
2.4.1. Classification basée sur des forêts d'arbres décisionnels...	34
2.4.2. Méthode de classification par les réseaux de neurones	36
2.4.3. Résultats.....	40
2.5. DISCUSSION	42
2.6. PERSPECTIVES	44
2.6.1. Acquisition des mesures.....	44
2.6.2. Augmentation de la base d'apprentissage.....	45
2.7. CONCLUSION DU CHAPITRE 2.....	45
3. SUIVI RADAR DU COMPORTEMENT DE MOUTONS.....	47
3.1. INTRODUCTION.....	48
3.2. MATERIEL ET METHODE.....	50

3.2.1. Moutons et site expérimental	50
3.2.2. Test du couloir	50
3.2.2.1. <i>Test du manège</i>	51
3.2.3. Résultats de mesure	52
3.2.3.1. <i>Mesures RADAR</i>	52
3.2.3.2. <i>Mesures par cellules à infrarouge</i>	54
3.2.3.3. <i>Mesures par caméra vidéo</i>	54
3.2.4. Traitement des données de mesure.....	54
3.2.4.1. <i>Extraction de la position du mouton</i>	54
3.2.4.1.1. Traitement des données RADAR.....	54
3.2.4.1.2. Traitement des données vidéos	57
3.2.4.2. <i>Traitement des données de positions des moutons</i>	58
3.2.4.2.1. Extraction de classes de comportements.....	58
3.2.4.2.1. Extraction de changement de comportement à partir d'une analyse en ondelettes	58
3.2.4.2.2. Détermination de la surface occupée par le mouton au cours du temps à partir de cartes de déplacement	59
3.2.4.3. <i>Analyses statistiques</i>	60
3.2.4.3.1. Comparaison entre les différents systèmes de suivi.....	60
3.2.4.3.2. Analyses des classes de comportement	61
3.2.4.3.3. Analyses en ondelettes	61
3.2.4.3.4. Analyses des cartes déplacement.....	61
3.3. RESULTATS.....	62
3.3.1. Comparaison des résultats issus des différentes méthodes	62
3.3.2. Définition de nouveaux estimateurs	64
3.3.2.1. <i>Analyse par classes de comportement</i>	64
3.3.2.2. <i>Analyse des changements de comportement</i>	66
3.3.2.3. <i>Analyse de la surface occupée</i>	67
3.3.2.4. <i>Complémentarité entre les estimateurs</i>	69
3.3.3. Détection à plus grande échelle spatiale	70
3.4. CONCLUSION DU CHAPITRE 3	71
3.4.1. Le RADAR système est avantageux par rapport aux autres méthodes.....	72
3.4.2. Le système RADAR permet de calculer de nouveaux estimateurs comportementaux	72
3.4.3. Limites de notre approche et perspectives	72
4. SUIVI RADAR D'INSECTES VOLANTS.....	74
4.1. INTRODUCTION	75
4.2. METHODES POUR LA DETECTION DES INSECTES VOLANTS.....	76
4.2.1. Enregistrements de passages à proximité d'un capteur	77
4.2.2. Enregistrement de nuées	77

4.2.3. Enregistrement de trajectoires individuelles.....	78
4.3. OBJECTIFS DE L'ETUDE	78
4.4. MATERIEL ET METHODES	79
4.4.1. Choix du RADAR	79
4.4.1.1.1. Mesures réalisées avec le RADAR FMCW fonctionnant à 24GHz	81
4.4.1.1.2. Mesures réalisées avec le RADAR FMCW fonctionnant à 77GHz	82
4.4.1.1.3. Mesures réalisées avec le RADAR FMCW fonctionnant à 122GHz	83
4.4.1.1.4. RADAR sélectionné dans notre étude.....	84
4.4.2. Estimation par RADAR FMCW de la position d'un bourdon dans un plan.....	86
4.4.2.1. <i>Algorithmes pour le traitement du signal RADAR</i>	86
4.4.2.2. <i>Estimation de la position</i>	87
4.4.2.2.1. Formateur de faisceau.....	87
4.4.2.2.2. Algorithme MUSIC et son adaptation à notre application....	89
4.4.2.2.3. Comparaison des résultats issus des différents algorithmes	92
4.4.2.2.4. Autres méthodes existantes	94
4.4.2.3. <i>Choix de la méthode d'analyse des données RADAR</i>	94
4.4.2.4. <i>Estimation utilisant un réflecteur rotatif</i>	97
4.4.2.4.1. Conception du réflecteur	97
4.4.2.4.2. Utilisation pratique du réflecteur rotatif	99
4.4.2.4.3. Limitations de la méthode	100
4.4.2.5. <i>Utilisation du montage</i>	101
4.4.2.5.1. Choix de l'algorithme de détection	101
4.4.2.5.2. Association des multiples détections	104
4.5. RESULTATS	105
4.5.1. Estimation de la résolution	105
4.5.2. Estimation de la portée maximale	106
4.5.3. Exemples de détection	107
4.5.3.1. <i>Détection de plusieurs individus</i>	108
4.5.3.2. <i>Détection à travers un obstacle</i>	109
4.5.3.3. <i>Augmentation du volume de détection</i>	110
4.6. DISCUSSION	111
4.7. CONCLUSION DU CHAPITRE 4.....	113
5. CONCLUSION & PERSPECTIVES.....	114
6. BIBLIOGRAPHIE.....	118
7. ANNEXES.....	135
7.1. RESULTAT SUR L'ENSEMBLE DES POSTURES DES TRUIES ANNOTEES MANUELLEMENT	136

7.2. RESULTATS DES MODELES LINEAIRES APPLIQUES AUX MOUTONS.	136
7.3. ALGORITHME DE GRAM-SCHMIDT ET COMPARAISON DE RAPIDITE	139
7.4. ESTIMATION DE LA POSITION PAR APPRENTISSAGE.....	140
7.5. AUGMENTATION DE LA ZONE DISCRIMINEE	143

Tableau 2-1 - Caractéristiques des deux RADARs FMCW utilisés pour l'estimation de la posture des truies	30
Tableau 2-2 - Tableau récapitulatif de l'estimation de posture par forêts aléatoires pour chaque truie testée. Les spécificités et sensibilités sont exprimées en pourcentage	41
Tableau 2-3 - Tableau récapitulatif des résultats de la classification par réseau de neurones pour chaque truie testée. Les spécificités et sensibilités sont exprimées en pourcentage	41
Tableau 2-4 - Tableau récapitulatif des spécificités et sensibilités pour l'estimation de posture en utilisant un accéléromètre (Ringgenberg et al. 2010)	43
Tableau 2-5 - Tableau récapitulatif des spécificités et sensibilités de l'estimation par vidéo et apprentissage profond (Zheng et al. 2018).	44
Tableau 2-6 - Tableau récapitulatif des spécificités et sensibilités de l'estimation par vidéo et sans apprentissage profond (Lao et al. 2016).....	44
Tableau 3-1 - Caractéristiques du RADAR utilisé	53
Tableau 3-2 - Comparaison des traitements RADAR et vidéo.....	64
Tableau 3-3 - Analyses des classes de comportement. Résultats du meilleur GLM (famille binomiale, après sélection du modèle). Le modèle a testé les effets de la phase, de la docilité, du poids, du sexe, de l'âge, de la sociabilité et de l'interaction binaire de chaque variable avec la phase, sur la proportion de temps passé dans des mouvements rapides (classe comportementale 2). L'identité de l'agneau a été incluse comme facteur aléatoire. Les effets significatifs ($p < 0,05$) sont indiqués en gras. La valeur p étant la probabilité que le paramètre considéré est lié à la variable expliquée.	66
Tableau 3-4 - Résultats issus de l'analyse en ondelettes. Résultats du meilleur GLM (famille Gaussienne, après sélection du modèle). Le modèle a testé les effets de la phase, de la docilité, du poids, du sexe, de l'âge, de la sociabilité et des interactions binaires de chaque variable avec la phase, sur le nombre de maxima en ondelettes. L'identité de l'agneau a été incluse comme facteur aléatoire. Les effets significatifs ($p < 0,05$) sont indiqués en gras.	67
Tableau 3-5 - Analyses des surfaces occupées. Résultats du meilleur GLM (utilisant une distribution de Poisson, après sélection du modèle par critère d'Akaike). Le modèle a testé les effets de la phase, de la docilité, du poids, du sexe, de l'âge, de la sociabilité et des interactions binaires de chaque variable avec la phase, sur le nombre de zones où l'agneau est resté plus de 1s. L'identité de l'agneau a été incluse comme facteur aléatoire. Les effets significatifs ($p < 0,05$) sont indiqués en gras.	69
Tableau 3-6 - Paramètres des modèles explicatifs utilisés pour estimer la sociabilité et la docilité. Les modèles utilisés sont des modèles linéaires.....	70
Tableau 3-7 - Caractéristiques du RADAR utilisé pour la détection de moutons.	71
Tableau 4-1 - Récapitulatif des principales méthodes de détection des insectes volants	79

Tableau 4-2 - Caractéristiques principales des RADARs utilisés pour effectuer les détections de bourdons.	81
Tableau 4-3 - Caractéristiques des antennes de réception et d'émission utilisées par le RADAR FMCW à 24GHz (Simon et al. 2014).	81
Tableau 4-4 - Caractéristiques du RADAR (hors réflecteur rotatif) utilisé pour la détection des bourdons.	86
Tableau 4-5 - Caractéristiques du réflecteur plan et tournant pour l'estimation de l'angle d'élévation de la cible.	98

Table des illustrations

Figure 1-1 - Fréquence du signal émis (vert) et reçu (rouge) en fonction du temps. Avec Δf la différence de fréquence entre les deux signaux, Δt la différence de temps, R la distance à la cible, c la vitesse de l'onde et α la pente de la montée en fréquence.	22
Figure 1-2 - Cas d'un RADAR où deux antennes de réception sont utilisées permettant d'estimer la position angulaire de la cible.	23
Figure 2-1 - Position de la truie par rapport aux deux RADARs utilisés. Les RADARs étaient séparés de 55cm et placés à 1m40 du sol. En vert est schématisé le faisceau (8° d'angle d'ouverture) des deux RADARs.	29
Figure 2-2 - Résultats des différents filtrages appliqués au signal reçu : (a) données brutes normalisées, (b) après le premier filtrage temporel, (c) après utilisation des filtres de Gabor, (d) après le deuxième filtrage temporel.	31
Figure 2-3 - Estimations RADAR (croix rouges) des positions au cours du temps de la tête (figure de gauche) et de la croupe (figure de droite) de la truie. Certaines estimations correspondent à des détections de porcelets, lorsque ces derniers sont sur le dos de la truie.	33
Figure 2-4 - Exemple de comparaison de matrices de confusion de deux truies différentes.	34
Figure 2-5 - Graphe de la probabilité de passage de chaque classe considérée. Si le changement de posture n'est pas observé celui-ci n'est pas affiché. Ces probabilités sont utilisées dans les chaînes de Markov.	35
Figure 2-6 - Comparaison de l'estimation de la posture en utilisant (a) des forêts aléatoires seules et (b) avec prise en compte des probabilités de passage avec des chaînes de Markov.	36
Figure 2-7 - Schéma synthétique du réseau de neurones utilisé.	38
Figure 2-8 - Mesures RADAR et estimations manuelles de la position d'une truie. (a) Cas d'une position « assis » avec un décalage sur le signal RADAR ; (b), (c) cas d'une fin de position « à genoux » ou le décalage n'est pas présent sur les données RADAR, (d) les changements de position sur les données vidéos et RADARs (en rouge).	39
Figure 2-9 - Matrices de confusion pour l'ensemble des truies (a) normalisée par rapport au label prédit, (b) normalisée par rapport à la posture réelle, (c) non normalisée.	40

Figure 2-10 - Matrice de confusion pour l'ensemble des truies (a) normalisée par rapport au label prédit, (b) normalisée par rapport à la posture réel, (c) matrice non normalisée	40
Figure 2-11 Matrices de confusion pour l'ensemble des truies (a) normalisée par rapport au label prédit, (b) normalisée par rapport à la posture réelle, (c) matrice non normalisée	42
Figure 3-1 - Dispositif du test de comportement du couloir. A. Vue de dessus du dispositif. B. Représentation schématique des phases 1, 2 et 3 de la procédure de test.	51
Figure 3-2 - Dispositif du test du manège avec 6 zones différentes permettant de localiser l'homme (à gauche de la figure) et le mouton (en haut et à droite de la figure).....	52
Figure 3-3 - RADAR FMCW fonctionnant à 77 GHz utilisé pour les mesures.	53
Figure 3-4 - Exemple de signal mesuré avant et après suppression du bruit généré par l'environnement. Le RADAR est positionné en (0,0), X représentant la position latérale et Y la position longitudinale.	55
Figure 3-5 - Positions du mouton au cours du temps estimées par le RADAR (croix en bleu). Contours du couloir (en rouge).	56
Figure 3-6 - Estimation de la puissance reçue par le RADAR en fonction de la position dans le couloir (a) avant la suppression du signal provenant du couloir et (b) après suppression de ce signal.....	57
Figure 3-7 - (a) la position latérale du mouton au cours du temps et (b) résultat de l'amplitude de la transformée continue en ondelettes du signal RADAR reçu en fonction du temps et de la taille de l'ondelette (échelle). Les points rouges indiquent les maxima locaux à une échelle donnée.....	59
Figure 3-8 - Extraction des différentes zones occupées par le mouton au cours de son déplacement (a) au cours de la phase 2 et (b) au cours de la phase 3. En jaune les zones occupées par le mouton, en rouge le quadrillage utilisé. X est la coordonnée transverse de la zone et Y est la coordonnée longitudinale.	60
Figure 3-9 - Situations typiques dans lesquelles nous observons de fausses détections par RADAR et par caméra : (a) les deux méthodes donnent des résultats similaires, (b) seule la caméra ne donne pas la bonne position, et (c) les deux méthodes ne permettent pas de détecter l'animal.....	63
Figure 3-10 - Analyses des classes de comportement. a) Distribution des quatre classes comportementales selon une procédure de modèle de mélange Gaussien, b) Fréquence des classes comportementales pendant la phase 2 et la phase 1 du test du couloir. c). Corrélation entre la proportion de temps passé dans des mouvements lents et le degré de sociabilité des agneaux pendant les phases 2 et 3 (voir détails des modèles dans le Tableau 3-3). d) Corrélation entre la proportion de temps passé dans des mouvements lents et le degré de sociabilité des agneaux pendant les phases 2 et 3 (voir détails des modèles dans le Tableau 3-3).	65
Figure 3-11 - Dépendance du score de surface par vis-à-vis de la docilité. a) exemple de carte de déplacement, b) relation entre la surface occupée et la	

docilité, c) relation entre la surface utilisée dans le cas d'une résolution plus faible et la docilité. Voir les résultats des modèles sur Figure 3-6).	68
Figure 3-12 - Utilisation des composantes de la PCA avec : a) la dépendance des composantes vis-à-vis des estimateurs, b) dépendance de la composante principale vis-à-vis de la docilité et c) dépendance de la deuxième composante vis-à-vis de la sociabilité.	70
Figure 3-13 - a) Environnement des mesures, b) position d'un mouton se déplaçant seul et c) position de l'homme et du mouton se déplaçant.	71
Figure 4-1 - SER de différentes cibles en fonction de l'angle de polarisation, l'angle 0° étant celui pour lequel la SER est maximale (adapté de Hobbs et al. 2006)	80
Figure 4-2 - Echo mesuré par le RADAR FMCW fonctionnant 24GHz en fonction de la direction et de la distance dans le plan horizontal : (a) en absence de bourdon, (b) en présence d'un bourdon placé à 2.2m en face du RADAR, (c) en présence d'une sphère de 5cm de diamètre mise à la place du bourdon, (d) code des couleurs (niveau en dB) utilisé pour les figures (a), (b) et (c) . Le fort niveau d'écho obtenu à des distances inférieures à 2 mètres est le résultat du couplage électromagnétique inter-antennes.	82
Figure 4-3 - Echo RADAR mesuré par le RADAR FMCW fonctionnant à 77GHz en fonction de la direction et de la distance dans le plan horizontal : (a) en absence de bourdon, (b) en présence d'un bourdon placé à 0.9m en face du RADAR, (c) en présence d'une sphère de 1.5cm de diamètre mise à la place du bourdon, (d) code des couleurs (niveau en dB) utilisé pour les figures (a), (b) et (c) .	83
Figure 4-4 - Echo mesuré par le RADAR FMCW fonctionnant à 122GHz en fonction de la direction et de la distance dans le plan horizontal : (a) en absence de bourdon, (b) en présence d'un bourdon placé à 0.9m en face du RADAR, (c) code des couleurs (niveau en dB) utilisé pour les figures.	84
Figure 4-5 – Photographie du RADAR FMCW 77 GHz à balayage mécanique utilisé pour le suivi d'insectes volants.	84
Figure 4-6 - Les 4 antennes d'émission et 8 antennes de réception du RADAR FMCW 77GHz	85
Figure 4-7 - Diagrammes de rayonnement dans les plans E (rouge) et H (bleu) des réseaux d'antennes du RADAR FMCW 77GHz utilisé.	85
Figure 4-8 - Illustration de l'extraction des sous matrices et la concaténation pour l'estimation de la matrice de covariance avec $m_1 = 3$ et $m_2 = 5$.	90
Figure 4-9 - Carte de puissance estimée par les différentes méthodes. a) extraction par transformée de Fourier, b) estimation en utilisant la transformée de Fourier sur les matrices extraites, c) utilisation de l'algorithme MUSIC, d) utilisation de l'algorithme MUSIC en estimant partiellement les vecteurs propres. La subdivision de la matrice de mesure permet une augmentation du rapport signal sur bruit.	92
Figure 4-10 - Puissance estimée en fonction de la distance estimée par les différentes méthodes. a) extraction par transformée de Fourier, b) estimation	

en utilisant la transformée de Fourier sur les matrices extraites, c) utilisation de l'algorithme MUSIC, d) utilisation de l'algorithme MUSIC en estimant partiellement les vecteurs propres	93
Figure 4-11 - Puissance estimée en fonction de la direction estimée par les différentes méthodes a) extraction par transformée de Fourier, b) estimation en utilisant la transformée de Fourier sur les matrices extraites, c) utilisation de l'algorithme MUSIC, d) utilisation de l'algorithme MUSIC en estimant partiellement les vecteurs propres	93
Figure 4-12 - Estimation de la position de la cible et des directions d'arrivée dans les plans E et H : (a) position de la cible et estimation des angles d'arrivée (b) position des antennes d'émission et de réception avec la position des couples d'antennes correspondants.	95
Figure 4-13 - Estimation de la position d'une cible en utilisant 3 RADARs et en estimant les distances r_1, r_2, r_3 séparant les RADARs de la cible.....	96
Figure 4-14 - Position angulaire du réflecteur et du RADAR avec réflexion de l'onde émise et angle d'émission de celle-ci en fonction de l'angle du réflecteur α	97
Figure 4-15 - Evolution de la vitesse de rotation du réflecteur au cours du temps pour une valeur d'entrée de la vitesse du moteur de 500RPM (Rotation Par Minute).	99
Figure 4-16 – Puissance reçue par le RADAR provenant du réflecteur tournant et reçu : (a) dans le domaine temporel (b) dans le domaine spectral (après transformée de Fourier). Le premier pic correspond à la valeur moyenne du signal et le second à l'inverse de la période du signal.....	100
Figure 4-17 - Illustration de l'influence de la vitesse d'une cible sur la fréquence du signal RADAR qu'elle rétrodiffuse.....	100
Figure 4-18 – Fréquence du signal émis (en rouge) et du signal rétrodiffusé par une cible se rapprochant du RADAR (en bleu). La fréquence du signal considéré pour l'estimation de la distance est représenté en vert.	101
Figure 4-19 - Calcul de la probabilité de fausse détection pour une loi normale en fonction de la valeur mesurée ou estimée	102
Figure 4-20 – Exemple de détection d'un bourdon immobile par les différents algorithmes testés : (a) Fourier 2D sans prétraitement, (b) Fourier 2D après calcul de la covariance, (c) Algorithme MUSIC et (d) Algorithme MUSIC en complétant par l'algorithme de Gram-Schmidt	103
Figure 4-21 - Echos RADAR reçus après traitement a) pour des cibles séparés de 15cm et b) pour des cibles dont la position angulaire diffère de 23°.....	106
Figure 4-22 - Estimation de l'erreur de mesure de position en fonction de la position de la cible : (a) erreur moyenne sur la distance estimée, (b) déviation standard de l'erreur sur la distance estimée, (c) erreur moyenne de l'angle d'arrivée estimé et (d) déviation standard de l'erreur sur l'angle d'arrivée.....	107
Figure 4-23 - Image du tunnel de vol avec le RADAR installé sur les ruches utilisées	108

Figure 4-24 - Position de deux bourdons au cours du temps : en noir sont représentées les positions estimées par le RADAR et en couleur la position interpolée linéairement entre deux estimations de position successives.....	109
Figure 4-25 - Détection d'un bourdon en présence d'un film plastique noir devant le RADAR et le masquant de la vue de l'insecte : en noir sont représentées les positions estimées par le RADAR et en couleur la position interpolée linéairement entre deux détections successives.....	110
Figure 4-26 - Illustration de la détection double d'une cible éclairée par deux RADARs.	111
Figure 4-27 - Volume de détection vu par le RADAR : en vert est représenté le volume utilisé pour les mesures de positions des bourdons dans nos travaux de thèse, et en rouge est indiqué un deuxième volume de détection non encore exploité.....	112
Figure 7-1 - Estimation de la posture pour chaque mesure faite avec le RADAR en utilisant 8 postures et un apprentissage par réseau de neurones.....	136
Figure 7-2 - Comparaison temps de calcul pour une taille de matrice de covariance de 2 par 2 jusqu'à 1000 par 1000 et un nombre de cibles à estimer de 10. Le gain étant le rapport temps par extraction classique divisé par le temps pris en utilisant l'algorithme de Gram-Schmidt.....	139
Figure 7-3 - Architecture du réseau de neurones utilisée. Les 2 premières couches de convolution utilisent 16 filtres 3x3, les suivantes 32 filtres, 64 filtres, 128 filtres et finalement 256 filtres de convolution. Les différentes couches du réseau sont expliquées dans le chapitre 3.....	140
Figure 7-4 - Valeur de la fonction de coût en fonction du nombre d'itération d'entraînement, le nombre d'itération représentant le nombre de fois où le réseau a utilisé l'ensemble des données d'entraînement.	142
Figure 7-5 - Erreur estimée en fonction de la position de la cible (a) erreur sur la distance au RADAR (b) erreur sur la position angulaire.....	142
Figure 7-6 - Comparaison entre l'estimation de l'angle d'arrivée par réseau de neurone (rouge) et par MUSIC (vert).	143
Figure 7-7 - Distance estimée sans ambiguïté et distance réelle dans le cas où $R_{max1} = \frac{3}{4} R_{max2}$. Les pics correspondent à la position de la cible estimée par chacun des RADARs. En haut : signal reçu par le RADAR avec la configuration 1 . En bas : signal reçu avec la configuration 2. Ici la position de la cible est estimée correctement par les deux RADARs. La nouvelle position maximale est $3R_{max1}=4R_{max2}$	145
Figure 7-8 - Agencement des antennes simulées de configuration différentes, (vert) antennes dont la configuration est <i>cfg1</i> , (rouge) antennes dont la configuration est <i>cfg2</i>	146
Figure 7-9 - Détection de la cible simulée à 40m. Des cibles fantômes sont détectées (pics bleu clair) et sont accompagnées de détections à -90°. La détection réelle (pic rouge) est plus importante et n'est pas accompagnée de cibles fantômes.	147

1. INTRODUCTION

Dans mes travaux de recherche, j'ai démontré que les RADARs FMCW (Frequency-Modulated Continuous-Wave), fonctionnant à 24 GHz, 77 GHz et 122 GHz, permettent le suivi individualisé et automatisé du déplacement d'animaux volants et terrestres en Laboratoire et en milieu naturel. Mes travaux ouvrent la voie à l'utilisation de cette technologie pour analyser les stratégies de recherche des fleurs par des insectes pollinisateurs et pour étudier les comportements sociaux chez les animaux d'élevage (analyse du déplacement et des interactions de moutons dans un dispositif standardisé de test comportemental). La solution RADAR proposée ne nécessite pas d'équiper les animaux de tags, de transpondeurs ou encore d'étiquettes RFID (Radio-Frequency IDentification). Des estimateurs statistiques pour l'étude du comportement animal sont proposés et calculés à partir des données RADAR. L'éthologie moderne (ou éthologie dite « computationnelle ») nécessite de plus en plus de collecter des données précises et en très grand nombre pour pouvoir quantifier et comparer les comportements entre individus et expériences. L'approche RADAR proposée permet d'étudier une grande diversité d'animaux (différentes tailles et différents moyens de locomotion) et d'interagir le moins possible avec l'animal pendant la mesure, par exemple, sans équiper les animaux testés.

Les travaux ont été réalisés dans le cadre du projet SIDIPAR, financée par la région Occitanie, et une collaboration entre le LAAS-CNRS pour le traitement du signal RADAR, le CRCA pour l'étude des insectes pollinisateurs et l'INRAe pour l'étude des animaux d'élevage.

Les travaux réalisés sont présentés de manière à séparer les conditions d'application d'une même technologie, à savoir la technologie *RADAR FMCW microondes et à ondes millimétriques* :

- La première partie du manuscrit concerne l'étude du comportement d'un animal d'élevage dans un contexte de bien-être animal : la truie. L'objectif de cette recherche est d'estimer le risque que les truies écrasent leurs porcelets en conditions d'élevage. Cette partie décrit la mise au point d'une méthode pour déterminer la posture de la truie au cours du temps.
- La deuxième partie cible l'étude du comportement d'un animal d'élevage utilisé pour la sélection génétique : le mouton. L'objectif de cette recherche est de quantifier les traits de personnalité des moutons. Cette partie décrit la capacité du RADAR à suivre la position d'un mouton au cours du temps mais aussi la possibilité, par le biais de l'estimation des trajectoires, d'en extraire des estimateurs statistiques liés à la docilité et sociabilité de l'animal.
- La dernière partie du manuscrit porte sur l'estimation de la trajectoire dans l'espace d'un insecte volant utilisé en écologie de la pollinisation : le bourdon. L'objectif de cette recherche est de déterminer à partir de données RADAR les trajectoires des bourdons dans leur environnement naturel. Cette partie se concentre principalement sur l'adaptation du système de mesure pour permettre la détection en 3D et les limites de cette méthode (portée, précision, environnement de mesure...)

1.1. INTRODUCTION A L'ETHOLOGIE

L'éthologie (du grec *ethos* logos) est l'étude du comportement animal. Son histoire commence dès les premières observations naturalistes d'Aristote dans *Historia animalium* et al. et prend une grande importance au 18ème avec les travaux de Jean-Baptiste Lamarck et Charles Darwin. Mais c'est au milieu du 20ème siècle que l'éthologie est reconnue comme une science à part entière avec notamment les travaux de Karl von Frisch, Konrad Lorenz et Nikolaas Tinbergen, lauréats du prix Nobel de Physiologie ou de Médecine en 1973. Depuis ces travaux pionniers, l'éthologie est de plus en plus quantitative afin de définir les comportements de manière objective, de comprendre leur évolution sur des temps longs, et de pouvoir les comparer (Anderson et al. 2014). Le comportement de l'animal est le résultat de son adaptation à son environnement, qui est régi à la fois par ses expériences passées et par l'évolution modelant ses réactions et capacités d'adaptation. Pour pouvoir expliquer son comportement il est nécessaire de connaître ces interactions et connaître à la fois l'environnement contrôlable ou connu et avoir des estimateurs statistiques de comportements fiables et rapides (Brown et al. 2018). De plus, avec la possibilité de connaître l'ADN de l'animal, il est également possible de lier les paramètres de comportement avec les différents gènes présents. Ceci nécessite d'autant plus de données qu'il y a de paramètres à estimer.

1.1.1. Estimateurs de position

Historiquement, l'estimation du comportement animal se fait par l'observation directe d'un animal (Lorenz 2013). Mais cette approche nécessite des moyens humains importants et limite le nombre d'animaux suivis au cours du temps. Elle souffre également de potentiels biais subjectifs liés à la nature humaine des observateurs. Ainsi plusieurs méthodes ont été utilisées pour estimer à la fois la position d'un individu dans son environnement et la réaction de l'animal face à une situation donnée. Une méthode très utilisée est basée sur la détection par caméra vidéo. En effet la recherche a fait des progrès importants ces dernières années dans ce domaine (Russakovsky et al. 2015), si bien que certains algorithmes permettent aujourd'hui d'avoir des scores de détections proches de celui d'un humain (Mathis et al. 2018). Par conséquent, ces méthodes peuvent être avantageusement utilisées pour estimer la position d'animaux au cours du temps (Peixoto et al. 2019 pour l'estimation de la position de souris). Mais plus généralement l'apprentissage profond est de plus en plus utilisé pour estimer des paramètres de comportement que ce soit pour estimer la position ou pour en déduire directement des comportements (Mathis et al. 2020).

Les puces RFID (Radio Frequency IDentification) peuvent discriminer des individus d'un même groupe en retransmettant un signal unique pour chaque puce et en associant un signal reçu à un individu en particulier (Walton 1983). Il est par exemple possible de bâtir des fermes permettant le suivi de chaque animal au cours du temps et ainsi de mesurer certaines interactions automatiquement, comme la quantité de nourriture prise par les animaux, l'identité de ceux qui se suivent ou encore de savoir si des groupes se forment dans l'élevage (Voulodimos et al. 2010). Ces méthodes permettent aussi de

suivre chaque individu et ainsi d'adapter les soins à appliquer à chaque animal. Ces méthodes restent peu invasives car la taille du tag RFID est négligeable par rapport à la taille de l'animal étudié, la surface du tag pouvant être inférieure à 1cm². D'autres méthodes plus invasives existent mais risquent de modifier le comportement de l'animal au cours de la mesure. Comme l'utilisation d'accéléromètres permettant d'estimer les mouvements de l'animal au cours du temps ce qui a été fait par exemple pour estimer le comportement de chiens (Hansen et al. 2007). Ou dans le cas de détection à grande échelle, l'utilisation de GPS (Global Positioning System) pour suivre des individus dans leur environnement naturel et par exemple pour estimer les relations sociales dans des groupes d'éléphants (Hacker et al. 2015).

La détection des individus à elle seule ne permet pas d'étudier des comportements, il est nécessaire de corréler le déplacement à l'environnement ou de permettre de différencier, dans les déplacements, des clusters d'individus et des différences de comportements. Et là aussi, les avancées en apprentissage automatique permettent d'estimer des types de réactions de l'animal (Anderson et al. 2014). Par exemple l'utilisation de caméras et de traitement automatique permet de suivre et d'analyser certains comportements (Brown et al. 2013), où il est montré l'influence de certains gènes sur la locomotion de vers, mais également d'étudier l'influence de certains gènes sur ces mêmes comportements. Il est à la fois nécessaire d'avoir des estimateurs fiables de position et de posture des animaux mais aussi de lier ces déplacements avec des comportements observés.

1.1.2. Méthodes de détection suivant l'environnement

Pour étudier le comportement animal il est nécessaire de connaître l'environnement dans lequel l'animal évolue. Dans le cas des fermes connectées, fermes dans lesquels les animaux sont suivis au cours de l'élevage (Voulodimos et al. 2010), il a été choisi des méthodes peu invasives ne nécessitant pas de changer la méthode d'élevage. Par ailleurs, les outils de suivi du comportement en élevage doivent de plus en plus s'adapter aux enjeux sociétaux et doivent tenir compte, par exemple, du bien-être de l'animal. Cette nécessité implique une modification des méthodes d'estimation du comportement animal et des lieux d'élevage (Stauffacher et al. 1992). Les espaces confinés pendant l'élevage étant de plus en plus prohibés, il est nécessaire d'imaginer des méthodes de suivi de l'animal dans des espaces de plus en plus étendus qui se prêtent de moins en moins à une analyse visuelle des comportements. Par ailleurs, pour les élevages d'animaux en contacts fréquents avec l'homme et ses congénères des tests de comportement sont également utilisés. Par exemple l'estimation de la docilité du bétail est réalisée en utilisant des tests dédiés (Le Neindre et al. 1995) permettant de suivre l'évolution du comportement de l'animal face à l'homme au cours du temps.

Dans le cas des animaux non destinés à l'élevage deux méthodes sont utilisées. Soit on réalise des mesures dans leur environnement naturel, soit on effectue des tests dans l'environnement contrôlé du Laboratoire. Certaines méthodes permettent de suivre des animaux sauvages en y accrochant des tags ou transpondeurs permettant le traçage d'un individu en particulier. Ces méthodes sont appliquées en particulier pour les animaux aquatiques et permettent le suivi lors des migrations (Abileah et al. 1996) où la méthode de détection utilise des tags satellitaires se basant sur la constellation de satellite

ARGOS. Elles peuvent être utilisées pour le suivi d'un oiseau (Nilsson et al. 2016) ou d'un insecte (Knight et al. 2019). Il est également possible de faire des études de comportement d'espèces sauvages en Laboratoire de manière à adapter l'environnement aux différentes hypothèses que l'on souhaite tester. Il est ainsi possible d'étudier les capacités d'apprentissage de certaines espèces d'insectes (Kesner et al. 1990) dont les capacités cognitives sont estimées et permettent d'expliquer l'impact du changement de leur environnement et ainsi leur déclin éventuel (Klein et al. 2017).

Plus récemment il a été développé des méthodes de réalité virtuelle permettant de modifier l'environnement (Desmeulles et al. 2006). Ces méthodes ont l'avantage de simuler un environnement et d'avoir une diminution des modifications du comportement dues à un environnement artificiel. Elles permettent en outre un contrôle aisé des interactions possibles en limitant le déplacement de l'animal. Mais, pour mettre en place ces approches, il est nécessaire de connaître les stimuli pris en compte par l'animal étudié.

Pour analyser le comportement animal, il est nécessaire d'élaborer des méthodes d'estimation à la fois fiables et rapides pour collecter le plus grand nombre de données. Ces méthodes se doivent d'être peu invasives pour que la mesure ne modifie pas le comportement de l'animal, et de permettre leur utilisation à grande échelle. Elles doivent également pouvoir s'adapter aux contraintes liées à la modification de l'environnement dues aux différents tests de comportement. Il est en effet parfois nécessaire d'utiliser des obstacles lors des tests pour cacher ou non des stimuli (Gibbon et al. 2010). Pour chacune des espèces étudiées dans le cadre de mes travaux de thèse (à savoir des bourdons, des moutons et des truies), des méthodes permettant de suivre le comportement d'un animal ont été mises au point. Les principales méthodes sont présentées en introduction des différents chapitres.

1.2. DETECTION DE CIBLES PAR RADAR

1.2.1. Détection RADAR

Historiquement, la première utilisation des RADARs était limitée à la détection de cibles de grande taille. En effet plus une cible est imposante plus elle est facilement détectable. Par exemple la première démonstration de détection des cibles avec des ondes électromagnétiques s'est faite sur la détection de bateaux (Hülsmeier 1904) et s'est principalement développée dans le domaine militaire pour pouvoir détecter des cibles volantes (Cf e.g., James 1989). Mais avec l'amélioration des systèmes limitant le bruit de mesure des nouvelles applications. Il a été en effet possible de détecter des objets de moins en moins réfléchissants comme des nuages (Kodaira et al. 1990) pour les RADARs météo ou des nuées d'insectes avec ces mêmes RADARs (Roffey 1972), ces détections étant initialement considérées comme indésirables car parasitant le signal RADAR. Avec l'arrivée de RADARs utilisant des longueurs d'onde de plus en plus courtes il a été possible de détecter des cibles de plus en plus petites. Ces RADARs ont ainsi pu être utilisés en l'éthologie pour observer à distance le déplacement d'animaux. Les premières utilisations datent des années 60 avec l'étude des déplacements des criquets (Rainey 1955). Mais les études se poursuivent avec la détection de cibles plus

petites et le suivi des mouvements d'animaux volants individuellement (Shamoun-Baranes et al. 2014) ainsi que des mouvements migratoires d'oiseaux. Dans le cas de cibles plus petites encore, comme des insectes isolés, il s'est avéré nécessaire d'utiliser des subterfuges pour augmenter la puissance du signal en utilisant des transpondeurs accrochés à ces cibles (Riley et al. 1996). Il est aussi à noter l'utilisation de RADARs dans le cadre de l'éthologie pour des animaux d'élevage permettant d'estimer le déplacement en 1D de moutons lors de tests de comportement (Henry et al. 2018). A ce jour peu d'études ont cependant été publiées sur les limites de la détection des animaux par des RADARs FMCW. Il sera démontré dans ce mémoire de thèse la capacité de ce type de RADAR à détecter des animaux de tailles variées, et ce sans avoir besoin d'équiper ces derniers de tags ou de transpondeurs.

Le développement des RADARs a été permis par l'utilisation grandissantes des ondes électromagnétiques pour la transmission de données à longue distance mais aussi par le contexte politique de la première moitié du 20^e siècle (James 1989). En effet la recherche dans le domaine des télécommunications, le développement d'antennes et de circuits électroniques de plus en plus fiables a permis de générer et recevoir des signaux électromagnétiques. Ainsi en 1904 Christian Hülsmeyer utilisa pour la première fois les ondes électromagnétiques pour détecter des cibles sans pour autant estimer leurs positions (Hülsmeyer, Christian 1904). Le développement de la détection par onde électromagnétique continua jusqu'en 1935 et l'invention officielle du RADAR (mis pour RADio Detection And Ranging) par Robert Watson-Watt pour l'estimation de la position de cibles (Watson-Watt 1946). La distance est alors estimée en mesurant le temps mis par l'onde électromagnétique pour effectuer l'aller-retour RADAR/cible. Le signal électromagnétique généré par le RADAR est rayonné par une (des) antenne(s) d'émission. Il est reçu par une (ou des) antenne(s) de réception. Des réseaux d'antennes peuvent aussi être utilisés. Le diagramme de rayonnement de ces antennes est caractérisé ici par les descripteurs suivants :

- (1) la direction de rayonnement maximal (θ_0)
- (2) le gain dans cette direction (G_{\max} exprimé en dBi)
- (3) l'angle d'ouverture à 3dB (θ_{3dB}) et
- (4) le niveau des lobes secondaire (SLL exprimé en dB) dans deux plans de coupe particuliers

1.2.2. Le RADAR FMCW

Comme indiqué précédemment, en mesurant le temps mis par une onde électromagnétique pour effectuer le trajet aller-retour entre un émetteur et une cible, il est possible d'estimer la distance émetteur-cible. Mais la puissance émise doit être suffisamment forte pour que l'onde reçue soit détectée, or seule une faible partie du champ émis est perçue par la cible (la portion de l'onde reçue étant liée à taille angulaire de la cible) et une infime partie est ensuite rétrodiffusée en direction l'antenne de réception. En effet, la puissance P_r reçue par le RADAR peut être estimée par l'expression suivante, dite *équation du RADAR* (Balanis 2011):

$$P_r = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (1-1)$$

où P_t désigne la puissance émise, G_t et G_r sont les gains des antennes respectivement d'émission et de réception, λ est la longueur d'onde de l'onde rayonnée, R est la distance à la cible et σ la surface équivalente RADAR de la cible (liée à la capacité de la cible à rétrodiffuser l'onde). Ainsi pour estimer de la distance RADAR/cible il est possible d'utiliser des RADARs dits FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave). Ce type de RADAR transmet continuellement un signal modulé en fréquence appelé *chirp*. Il est en général utilisé une rampe de fréquence pour cette modulation :

$$f(t) = \alpha t + f_0 \quad (1-2)$$

où f est la fréquence de l'onde émise au cours du temps (t), α est la pente de la montée en fréquence et f_0 est la fréquence initialement émise. Ceci permet d'estimer la distance RADAR/cible en estimant la différence de fréquence entre l'onde émise et l'onde reçue (Figure 1-1).

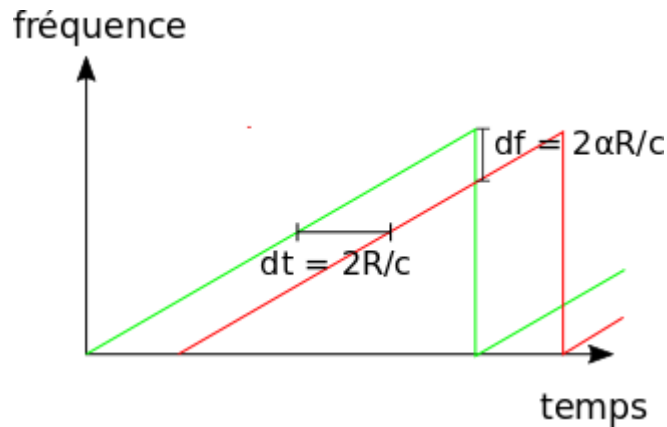


Figure 1-1 - Fréquence du signal émis (vert) et reçu (rouge) en fonction du temps. Avec df la différence de fréquence entre les deux signaux, dt la différence de temps, R la distance à la cible, c la vitesse de l'onde et α la pente de la montée en fréquence.

Il reste cependant plusieurs limites à ce type de RADAR. L'estimation de la distance RADAR-cible reposant sur une estimation d'une différence de fréquence, il existe une distance maximale d'estimation due à la fréquence d'échantillonnage du système. Et selon le théorème de Nyquist-Shannon l'écart Δf_{max} entre la fréquence minimale et maximale mesurable est donnée par :

$$\Delta f_{max} = \frac{f_s}{2} \quad (1-3)$$

où f_s est la fréquence d'échantillonnage du système. Ce qui implique une distance maximale de détection R_{max} donnée par la relation :

$$R_{max} = \frac{c f_s}{2\alpha} = \frac{c N}{2B} \quad (1-4)$$

où N est le nombre d'échantillons, c la célérité de la lumière dans le vide et B la bande de fréquence utilisée. Ainsi, plus la bande de fréquence est large plus la distance maximale de détection est faible.

1.2.3. Le RADAR MIMO

Pour pouvoir estimer la position d'une cible dans un plan (en 2D) ou dans l'espace (en 3D) il est nécessaire de connaître plus d'informations que la distance entre la cible et le RADAR. Pour cela on utilise plusieurs antennes d'émission et réception. Ces RADARS, appelés RADAR MIMO (Multiple Input Multiple Output), permettent d'estimer la position angulaire des cibles présentes dans l'environnement (Hack et al. 2014). Cette estimation se base sur la mesure des différences de phase entre les ondes reçues par les antennes de réception (Figure 1-2). En effet plus l'onde arrive avec un angle important plus la durée qu'elle met pour atteindre les différentes antennes est longue.

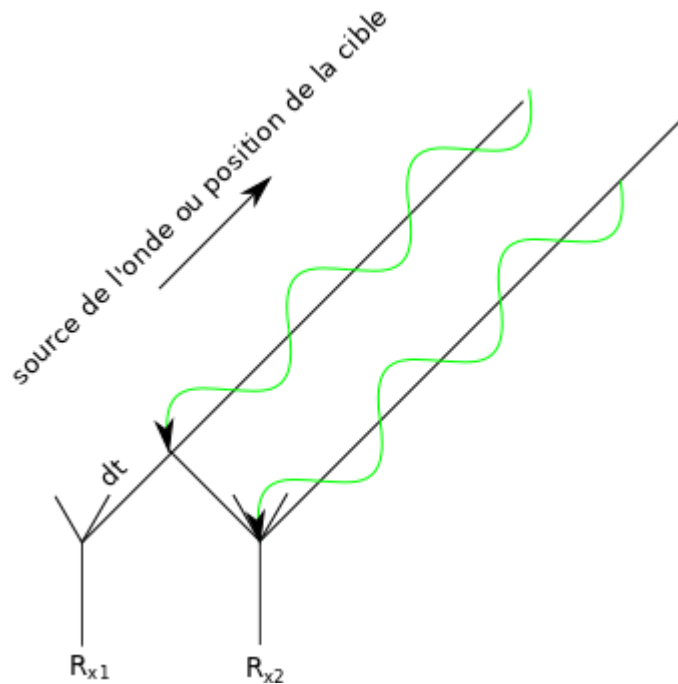


Figure 1-2 - Cas d'un RADAR où deux antennes de réception sont utilisées permettant d'estimer la position angulaire de la cible.

Ce type de mesure permet d'estimer la différence de phase entre l'onde reçue par les antennes R_{x1} et R_{x2} . On peut voir que l'amplitude du signal reçu à l'instant t dépend de l'angle d'arrivée et de la position des antennes de réception, suivant la relation :

$$s(k) = Ae^{j2\pi\left(f_c \frac{kdsin(\theta)}{c} + \phi\right)} \quad (1-5)$$

où k est l'indice de l'antenne considérée, A est l'amplitude de l'onde reçue et ϕ est le déphasage à l'origine. Pour estimer un angle d'arrivée compris entre -90° et 90° , il est nécessaire d'avoir une distance inter-antenne inférieure à $\frac{\lambda}{2}$. Dans le cas de RADAR à onde continue, plusieurs méthodes d'estimation d'angle d'arrivée existent reposant sur la comparaison des signaux reçus par les différentes antennes. Parmi les techniques les plus utilisées, citons :

- (1) la méthode basée sur la formation de faisceau 1D (Wilcox et al. 2011), probablement la méthode la plus rapide,
- (2) la méthode dite « MUSIC » (Multiple Signal Classification) utilisant une extraction en vecteurs singuliers (Zhang et al. 2010) pour réduire le niveau de bruit et enfin
- (3) la méthode, probablement la plus lente, basée sur la maximisation de la fonction de vraisemblance (Tang et al. 2013).

Il est aussi possible de combiner le signal d'un RADAR FMCW et l'utilisation de plusieurs antennes de réception et d'émission pour ainsi estimer l'angle d'arrivée de l'onde rétrodiffusée par la cible et la distance entre la cible et les antennes de réception (Feger et al. 2009). La détermination de la position pouvant se faire en utilisant une transformée de Fourier 2D permettant d'estimer deux fréquences caractéristiques, à savoir la fréquence de battement liée à la distance et la fréquence spatiale liée elle à la position angulaire.

2. DETECTION RADAR DE L'ACTIVITE POSTURALE DES TRUIES

2.1. INTRODUCTION

L'étude du comportement animal peut permettre d'apprécier si les animaux sont en situation de souffrance ou de bien-être (Boivin et al. 2003). Dans le cas particulier des productions animales, la prise en compte du bien-être animal est devenu un moyen pour lever des enjeux économiques, éthiques et sociaux. En effet la non prise en compte de la souffrance et du bien-être de l'animal a conduit à une optimisation de la rentabilité de chaque animal au risque de propager des maladies dues au regroupement des animaux (Keck et al. 2019). Cette pratique augmente les traitements par les éleveurs, favorisant par exemple l'utilisation d'antibiotiques pouvant par la suite augmenter les risques de bio-résistance.

Dans le cas des productions porcines, un des objectifs prioritaires est de réduire la mortalité des porcelets. Deux solutions complémentaires sont envisagées. La première solution est d'adapter l'environnement à la truie et au comportement de la race considérée, par exemple en utilisant des cages limitant les mouvements et les changements de posture de la truie qui sont dangereux pour les porcelets pendant les premières semaines de croissance de la portée (Edwards et al. 2002). Les truies sont isolées dans une cage fixée au centre de la case de mise bas pendant la lactation. Ces cages permettent de diminuer le risque d'écrasement des jeunes porcelets, lorsque la truie change de posture, notamment lorsqu'elle se couche de façon plus ou moins abrupte ou qu'elle se met en position d'allaitement. En 2004 le taux de truies en cage de maternité pendant la phase de lactation aux Etats-Unis est d'environ 80% (Delserone 2013). Plusieurs études ont été réalisées pour montrer l'efficacité de cette méthode. Avec ce type de cage, le taux de mortalité des porcelets par écrasement diminue de 45 % à 15 % mais les autres types de cause de mortalité augmentent comme les animaux mort-nés, morts de faim ou ayant une viabilité faible (Edwards et al. 2002). Cette solution est en revanche critiquable pour le bien-être de la truie, qui reste confinée entre des barrières durant toute la période de maternité, à savoir cinq semaines en élevage conventionnel. Les mouvements limités de la truie (elle ne peut par exemple pas tourner sur elle-même) dégradent ses conditions de vie (Broom et al. 1995). Le maintien peut augmenter l'apparition de certaines blessures telles que des escarres, des ulcères et des abrasions et cela malgré l'augmentation du nombre de changement de posture lorsque la truie est laissée libre (Boyle et al. 2002). Actuellement, les systèmes d'élevage évoluent pour favoriser la liberté de mouvements des truies allaitantes. Mais donner plus de liberté de mouvement aux truies augmente le risque de mortalité des porcelets. La seconde solution envisagée est de choisir les animaux à garder comme futurs reproducteurs suivant leur comportement et selon les caractéristiques à favoriser d'une génération à la suivante (Grandinson et al. 2002). Ces deux méthodes nécessitent de pouvoir suivre le comportement des truies au cours du temps. Ce suivi doit pouvoir être fait sur un ensemble d'individus pour caractériser une population dans son ensemble et le dispositif de mesure automatisé doit être suffisamment simple pour pouvoir être déployé sur plusieurs individus. Et en particulier lorsque ces truies sont maintenues durant la parturition et jusqu'au sevrage des porcelets. L'automatisation de la mesure du comportement si l'on souhaite un suivi à long terme est alors

indispensable. Dans (Canario et al. 2007) les possibilités d'une sélection sur l'activité posturale des truies sont étudiées. L'activité posturale est utilisée comme un critère global pour identifier des truies à la fois plus précautionneuses envers leurs porcelets et moins sensibles à des problèmes de santé liés à la lactation.

L'étude automatisée du comportement et de la santé de la truie est un sujet assez récent et peu d'études portent sur le comportement des truies en condition d'élevage sur de longues périodes. Cependant le développement des analyses de données vidéo et issues des accéléromètres (outils mesurant l'accélération dans différentes directions), à partir méthodes d'apprentissage statistiques (machine learning, deep learning), permettent de lever des verrous sur la prédiction du comportement (Cornou et al. 2011). Plusieurs méthodes de traitement d'images ont déjà été appliquées pour estimer la position des truies. Une méthode basée sur des réseaux neuronaux convolutifs a par exemple permis l'estimation de la posture d'une truie isolée avec ses petits dans un enclos individuel (Zheng et al. 2018). Cette méthode permet à la fois de suivre la truie dans l'enclos et d'estimer sa posture au cours du temps. L'estimation de la posture peut aussi être réalisée en utilisant des algorithmes ne nécessitant pas d'entraînement (Lao et al. 2016). Le taux de bonne classification pour ces différentes méthodes approche les 90% pour différentes postures étudiées (assis, debout, couché, etc.). Le suivi « d'objets » thématiques, qui consiste à détecter et suivre un objet dans des vidéos, fait l'objet de nombreuses recherches en apprentissage profond (deep learning) et en traitement d'images. Il est notamment utilisé pour déterminer la position des porcs durant leur croissance (Shang et al. 2019). Il permet de compter les porcelets au cours du temps et d'estimer des pertes de manière automatique (par exemple, sur l'ensemble des données utilisées, il subsistait une différence de comptage des porcelets sur l'image de 1.69%). D'autres méthodes sans traitement d'images optiques sont utilisées pour estimer la posture de la truie dans sa cage de maternité. Ces méthodes sont plus invasives et nécessitent d'équiper l'animal étudié. On peut citer par exemple des capteurs accéléromètres harnachés sur la truie (Thompson et al. 2019). Ce type de méthode n'est pas utilisable à grande échelle car chaque truie doit être équipée de son propre accéléromètre, ce qui prend du temps d'installation aux éleveurs, mais elle peut s'avérer pertinente pour l'étude fine du comportement et des changements de posture (Matheson et al. 2017). Des cellules à infrarouge (IR) ont également été utilisées pour estimer la posture de la truie dans une cage de maternité (Mainau et al. 2009). Le capteur IR était placé en travers de la cage, au-dessus de la truie, lorsque celle-ci était couchée. Ceci permettait de discriminer la position couchée des autres positions classiquement estimées (ex : assis, debout). En 2019 une première étude utilisant des radars permettant de détecter des cibles mouvantes est réalisée et montre qu'il est possible de mesurer l'activité des truies lors de la parturition (Manteuffel, 2019).

L'objectif de ce chapitre est de présenter une méthode non invasive de suivi automatisé du comportement des truies en conditions d'élevage. Pour cela, nous avons utilisé des RADARS FMCW fonctionnant à 122 GHz. Ces RADARS, utilisés comme altimètres, permettent d'estimer la distance entre un point fixe et différentes parties de la truie. Ils ont récemment été utilisés pour le suivi automatisé de trajectoires 1D (Henry et al. 2018), (Dore et al. 2021), 2D (Dore, Pasquaretta et al. 2020) et 3D (Dore et al. 2020) d'animaux. Nous les utilisons ici pour enregistrer le comportement postural de 9 truies).

2.2. MATERIEL ET METHODES

2.2.1. Truies testées

Les mesures avec les RADARs FMCW fonctionnant à 122 GHz ont été effectuées sur 9 truies (Large White). Les mesures de chaque truie ont été réalisées sur 2 à 3 jours. Ces truies ont été suivies deux semaines après la mise à bas. Chacune avait déjà mis bas auparavant. Elles ont toutes déjà eu des petits. Le comportement de ces femelles était plus calme et plus attentionné que celui de truies mettant bas pour la première fois. Nous nous attendions à une variance plus faible de leur comportement. Pour pouvoir estimer la posture de la truie par les RADARs et la fiabilité des mesures, des enregistrements vidéo ont été effectués en parallèle. Ils ont été utilisés pour représenter la valeur vraie de la posture des truies.

2.2.2. Dispositif expérimental

Les mesures ont été réalisées au sein l'élevage porcin du domaine Le Magneraud de l'INRAE, en Charentes Maritimes (17). Elles ont eu lieu pendant la lactation des truies, lorsque ces dernières sont contraintes par la cage de maternité (Figure 2-1). Deux RADARs FMCW 122 GHz ont été placés à des endroits clés pour pouvoir suivre les changements de position de la truie au cours du temps. Huit postures ont été considérées : (i) debout, (ii) assis, (iii) couché sur le ventre, couché sur le côté gauche (iv) avec (v) ou non allaitement et sur le côté droit (vi) avec (vii) ou non allaitement et, (viii) à genoux. Un RADAR était placé au-dessus de la tête de la truie lorsqu'elle était en position debout, tandis que l'autre RADAR était placé au-dessus du milieu de son dos. Il était nécessaire de placer ces deux RADARs de manière à ce que la truie ne puisse pas sortir de l'angle de vue (8°) des RADARs. La truie peut tout de même sortir de l'angle de vue lorsqu'elle mange ou lorsqu'elle tourne sa tête vers les barres métalliques.

Nous avons choisi de placer les RADARs à 1m40 du sol. Ils étaient séparés d'une distance de 55 cm, écart maximal pour pouvoir suivre la truie en ayant les deux RADARs toujours au-dessus d'une partie de la truie au cours des mesures. Les positions « assis » et « à genoux » pouvant être discriminées en mesurant la pente du dos de la truie, il était préférable d'éloigner au maximum les deux RADARs pour mieux estimer cette pente. Pour le maintien mécanique des RADARs, nous avons utilisé une des barres métalliques fixées au-dessus des truies (Figure 2-1).

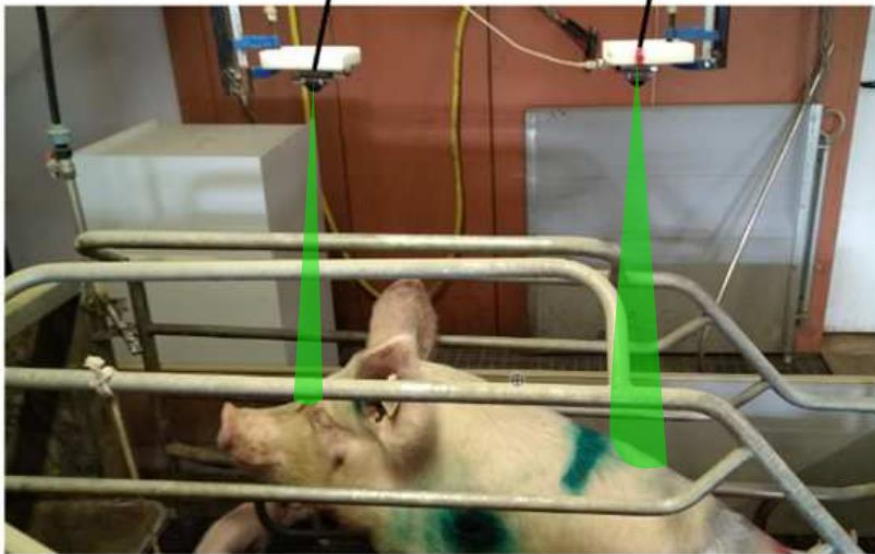


Figure 2-1 - Position de la truie par rapport aux deux RADARs utilisés. Les RADARs étaient séparés de 55cm et placés à 1m40 du sol. En vert est schématisé le faisceau (8° d'angle d'ouverture) des deux RADARs.

2.2.3. Description de la mesure RADAR

Pour permettre la détection de la posture des truies, nous avons utilisé un RADAR à onde continue et à modulation de fréquence fonctionnant à 122 GHz. L'utilisation du RADAR comme altimètre est une application courante, par exemple pour la détection d'obstacles (Lange et al. 1987) ou la mesure de la profondeur du manteau neigeux (Galín et al. 2012).

2.2.3.1. Choix de la fréquence de fonctionnement du RADAR

Le choix de la fréquence de fonctionnement du RADAR est justifié par différents critères. Tout d'abord le RADAR doit être suffisamment petit pour pouvoir être utilisé et placé au-dessus des truies sans avoir à adapter la cage de maintien. Plus la fréquence utilisée est élevée, plus la taille des antennes est petite et plus l'intégration du RADAR dans l'environnement de la truie est aisée. Par ailleurs, le RADAR doit permettre une mesure précise de la position de la truie pour pouvoir estimer la posture de cette dernière. Plus la bande de fréquence utilisée pour moduler en fréquence le signal transmis est large, plus la résolution en distance est élevée. En revanche, plus la fréquence du signal transmis est élevée, plus les pertes en espace libre sont grandes et par conséquent, plus la portée du RADAR est faible. Dans notre cas, la portée n'est pas un critère limitant, puisque la distance qui sépare les RADARs de la truie ne dépasse pas 1m50.

Dans notre étude, nous avons utilisé des RADARs fonctionnant à une fréquence de 122GHz et une bande de modulation de 6.9GHz commercialisés par la société

SiliconRADAR (Tableau 2-1). Cette bande de fréquence permet d'assurer une résolution théorique en distance de 2.1cm, ce qui est en principe suffisante pour estimer la position de la truie lors des différents changements de position. Notre choix est aussi dicté par le peu de RADARs disponibles commercialement, fonctionnant à des fréquences aussi élevées. Le RADAR peut estimer la position d'objets dans un volume restreint. Un angle d'ouverture des antennes trop grand (par exemple de 60°) éclairerait la cage de maintien (les barres métalliques étant dans le volume de détection) et aboutirait donc à un fort niveau de clutter électromagnétique. Ici nous avons utilisé une lentille convergente limitant l'angle d'ouverture à une valeur de 8 ° et réduisant ainsi les échos RADAR indésirables issus de la cage de maintien.

Tableau 2-1 - Caractéristiques des deux RADARs FMCW utilisés pour l'estimation de la posture des truies

Fréquence centrale	122GHz
Bande de modulation	6.9GHz
Puissance émise	~4mW
Angle d'ouverture	8°

2.2.3.2. Traitement du signal RADAR

Le signal reçu $s_{couple}(t)$ par le RADAR au cours du temps est donné par :

$$s_{couple}(t) = \sum_{i=0}^K \gamma_i e^{-j2\pi(f_c \tau_i + \alpha \tau_i t - \frac{1}{2} \alpha \tau_i^2)} + w(t) \quad (2-1)$$

où γ_i est l'amplitude de l'écho RADAR provenant de la i ème cible, c est la célérité de la lumière dans le vide, α est la pente de la montée en fréquence du chirp (voir paragraphe 1.2.2), f_c est la fréquence porteuse, K désigne le nombre de cibles détectées, τ_i est le temps que met le chirp pour atteindre la i ème cible et revenir sur le RADAR, et w est le signal de bruit de mesure. Pour estimer la position de la truie, nous avons effectué une transformée de Fourier sur le signal obtenu à partir du mélange du signal reçu et du signal émis. Le spectre résultant est appelé *spectre de battement*. Il permet de mesurer la puissance du signal en fonction de la fréquence temporelle et de la distance (Figure 2-2-a). Pour réduire l'impact du bruit sur la mesure, plusieurs filtrages (temporels et spatiaux) ont été effectués (les résultats des différents filtrages sont reportés sur la Figure 2-2):

- (1) un premier filtre, dit *filtre moyen* (Figure 2-2-b), a moyenné le signal reçu en temps et en distance. Ceci a permis de diminuer l'importance du bruit de mesure en utilisant plusieurs estimations d'un même signal. La taille du filtre était de 20 mesures temporelles (environ 1s) ;
- (2) nous avons également appliqué des filtres de Gabor (Figure 2-2-c) pour amplifier l'écho RADAR provenant de la truie. Ce type de filtre nous a permis d'extraire la variation au cours du temps de la distance entre un RADAR et la

truite. Le filtre de Gabor a également permis d'extrapoler des positions de la truite lors de l'absence de signal RADAR due à des coupures imprévues de l'alimentation (ce type d'interruption est effectivement survenu lors des toutes premières mesures que nous avons effectuées avec les RADARS) ;

- (3) un deuxième filtre moyen, identique au premier, a été ensuite appliqué (Figure 2-2-d).

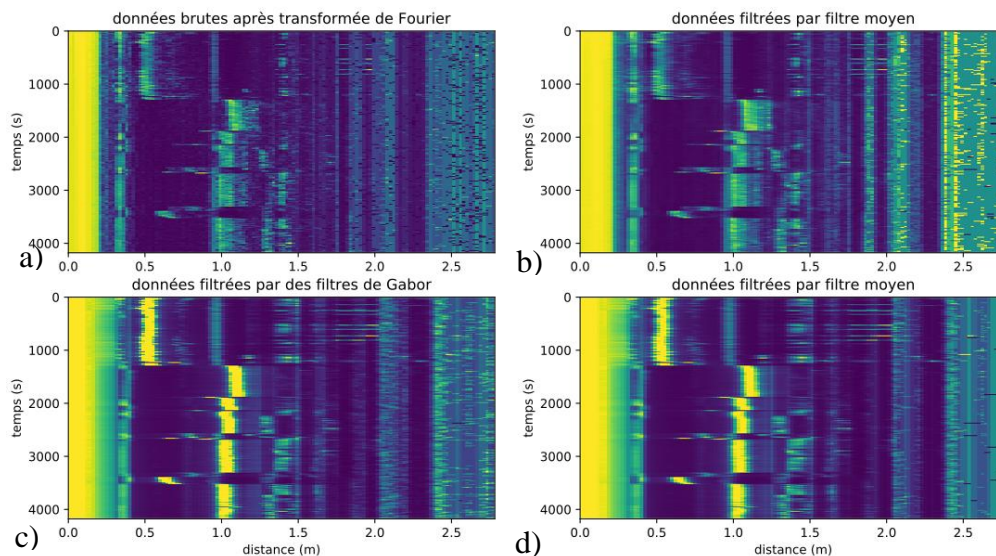


Figure 2-2 - Résultats des différents filtrages appliqués au signal reçu : (a) données brutes normalisées, (b) après le premier filtrage temporel, (c) après utilisation des filtres de Gabor, (d) après le deuxième filtrage temporel.

2.2.3.3. Possibles causes de dégradation du signal reçu

Plusieurs facteurs peuvent affecter le signal RADAR mesuré et par la suite dégrader l'estimation de la posture. Des techniques pour en réduire les effets existent.

Premièrement le bruit de mesure, lié au bruit des composants électroniques du RADAR permettant la création et réception du signal, peut dégrader la précision de l'estimation de posture. Son impact peut être réduit en utilisant un filtre moyen. Ce filtre permet d'augmenter le rapport signal sur bruit de la cible en diminuant la puissance (ici variance) du bruit de mesure. La puissance du bruit étant divisée par le nombre de mesures prises, ce filtrage divise par **20** la puissance de bruit si la position de la truite ne varie pas pendant la seconde analysée.

Deuxièmement, la détection du décor peut aussi dégrader le signal. Par exemple, même si le gain des antennes dans la direction des barres de la cage de maintien est faible (car situées en dehors de l'angle d'ouverture de l'antenne d'émission), ces barres sont en métal et sont donc susceptibles de rétrodiffuser un signal important vers le RADAR. Cette contribution au signal est plus difficile à réduire car elle n'est pas due à un bruit de mesure. Elle est cohérente au cours du temps et peut varier en fonction des mouvements de la truite : si celle-ci prend appui ou se cogne légèrement aux barres, le signal varie et l'extraction de la valeur moyenne n'est pas suffisante pour retirer du signal reçu l'écho électromagnétique des barres. Une autre contribution indésirable au

signal RADAR mesuré de l'écho du sol, et ne peut pas être réduite simplement. Cette contribution est forte lorsque la truie ne recouvre pas entièrement l'angle d'ouverture du RADAR.

Troisièmement, la mauvaise estimation de la position peut être due à la méthode de mesure RADAR utilisée. L'estimation de la position des cibles est liée au temps que met l'onde pour partir de l'antenne d'émission, se réfléchir sur la cible et revenir sur l'antenne de réception. Or le signal RADAR émis est susceptible de se réfléchir sur les multiples objets présents dans la scène. Les multiples réflexions électromagnétiques et la détection de cibles « fantômes » qui ne correspondent pas à la truie sont susceptibles de dégrader fortement l'estimation de la position de l'animal.

Pour finir, les porcelets peuvent aussi être détectés par le RADAR. Ce type de détection n'a été observé que lors des mesures préliminaires, mais pourrait interférer sur l'estimation de la position de la truie. En effet, pendant les mesures certains porcelets avaient tendance à monter sur la truie, ce qui entraînait une détection de cible correspondant à la position du porcelet et non à celle de la truie.

2.3. RESULTATS DE MESURES PRELIMINAIRES

Des mesures préliminaires ont été réalisées pour définir le placement du RADAR au-dessus de la truie. La position de la truie a été estimée. L'écart type, liée à l'erreur d'estimation de la position de la truie, a été calculé sur une période de temps de **20minutes** pendant laquelle la truie était immobile. L'écart type de la mesure était de **2.5cm**. Cette variation dans l'estimation est le résultat à la fois de la variation réelle de la position due à la respiration de la truie ou/et à d'autres mouvements de faible amplitude (et ne correspondant pas à un changement de posture). L'estimation de la position (croix rouges sur la Figure 2-3) a été obtenue à partir de la fréquence de battement issue des données RADAR. Cette fréquence dépend de la distance (variable dans le temps) qui sépare le RADAR de la truie. Le maximum de détection (en supprimant les détections des barres métalliques) a été utilisé pour montrer la capacité du RADAR à estimer la position des truies.

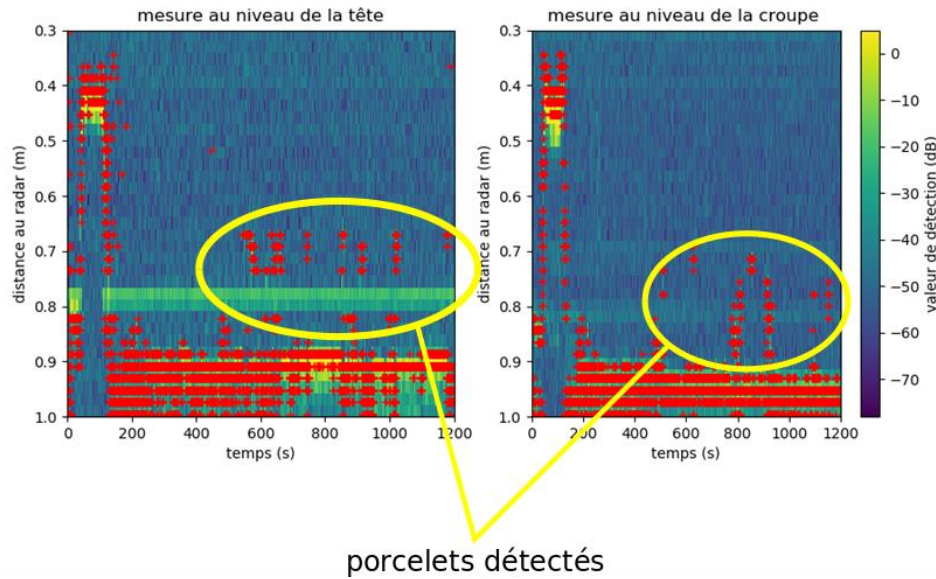


Figure 2-3 - Estimations RADAR (croix rouges) des positions au cours du temps de la tête (figure de gauche) et de la croupe (figure de droite) de la truie. Certaines estimations correspondent à des détections de porcelets, lorsque ces derniers sont sur le dos de la truie

2.4. CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DES COMPORTEMENTS DE LA TRUIE

Pour permettre la classification des mesures RADARs deux méthodes ont été utilisées. La première, très commune, utilise une classification basée sur « des forêts d'arbres décisionnels » (Breiman 2001). La deuxième méthode, plus exploratoire, utilise des réseaux de neurones convolutifs permettant, à partir des données de mesure RADAR, d'extraire la posture en appliquant différents filtres puis en utilisant les données extraites pour en déduire la posture de l'animal (LeCun et al. 1989). L'un des principaux problèmes de cette seconde méthode est la capacité du réseau à sur-apprendre rapidement sur les données utilisées pour l'apprentissage. Pour estimer la qualité du détecteur, les valeurs de sensibilité et de spécificité ont aussi été estimées pour chaque posture. Elles sont respectivement définies par les relations suivantes :

$$\begin{cases} \text{sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN} \\ \text{spécificité} = \frac{VN}{VN + FP} \end{cases} \quad (2-2)$$

où VN désigne le nombre de vrais négatifs, VP est le nombre de vrais positifs, FN est le nombre de faux négatifs et FP représente le nombre de faux positifs.

2.4.1. Classification basée sur des forêts d'arbres décisionnels

Un traitement est nécessaire pour réduire le nombre de données à prendre en compte afin de pouvoir utiliser des algorithmes de forêts aléatoires (Breiman 2001). Ce type de méthode n'est pas efficace si le nombre de dimensions à traiter est trop important. Ici, pour diminuer la complexité des mesures nous avons extrait la position de la truie au cours du temps pour chacun des RADARs. Ceci a été fait en extrayant le maximum local des mesures RADARs (croix rouges sur la Figure 2-3). Pour limiter la non prise en compte de la position de la truie, due à la présence d'un bruit de mesure trop important ou à la détection d'autres cibles, nous avons extrait les quatre premiers maxima locaux avec la puissance du signal correspondant. Les forêts aléatoires ont été estimées en utilisant la librairie python scikit-learn (scikit-learn). Les données ont été séparées en deux sous-ensembles : le premier jeu de données pour l'entraînement et le second pour la validation. Pendant l'entraînement, le coût estimé pour chaque couple mesure/posture est pondéré en fonction de la posture de la truie : plus la probabilité d'avoir cette posture est importante, plus l'adaptation du modèle est faible. Dans notre cas, 200 arbres ont été utilisés pour les forêts aléatoires. Ceci n'empêche pas d'avoir un sur-apprentissage du modèle qui ne parvient alors pas à interpoler les données, mais arrive seulement à reconnaître les données d'entraînement. Cependant l'estimation de la posture des différentes truies est possible. Après la fin de l'entraînement, les données de validation ont été utilisées pour estimer la qualité de la détection. Cette estimation s'est faite en calculant la matrice de confusion de l'estimateur. On a ainsi pu remarquer la différence de qualité de détection (Figure 2-4) pour deux truies différentes.

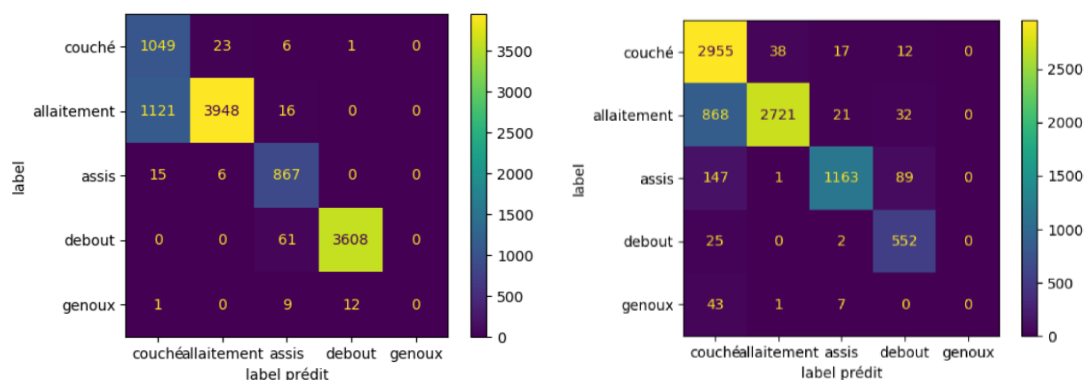


Figure 2-4 - Exemple de comparaison de matrices de confusion de deux truies différentes.

Ces différences dans les capacités d'estimation pour chacune des truies peuvent être expliquées par plusieurs facteurs. Le principal facteur est que les RADARs utilisés ont eu des problèmes d'alimentation lors de mesures. L'autre facteur est le gabarit de la truie et le positionnement des RADARs. En effet certaines truies ont une morphologie telle que les postures sont difficilement détectables. Cela n'est pas forcément dû au poids de la truie mais plutôt à la forme de son dos. Certaines truies en position assise ont un dos plat, ce qui peut être confondu avec une position debout.

Nous avons appliqué des chaînes de Markov (Bruno et al. 2013) afin d'améliorer les résultats issus des forêts aléatoires. En effet cette méthode ne prend pas en compte l'évolution de la posture au cours du temps. L'estimation peut donner des changements

de position irréalistes. En effet rien n'empêche la classification de détecter un changement de posture « debout » à la posture « couché » sans passer par la phase à « genoux » ou « assise » alors que cela n'est physiquement pas possible. Des chaînes de Markov ont été utilisées pour prendre en compte cette dépendance temporelle. Ce type de modèle estime la probabilité de passage d'une classe A à une classe B (Figure 2-5). La posture est alors estimée en pondérant par les probabilités de passage le résultat issu de la classification en forêts aléatoires. Ainsi la nouvelle classe estimée est celle ayant le score le plus élevé. Si la probabilité de passage est trop faible l'estimation est alors adaptée.

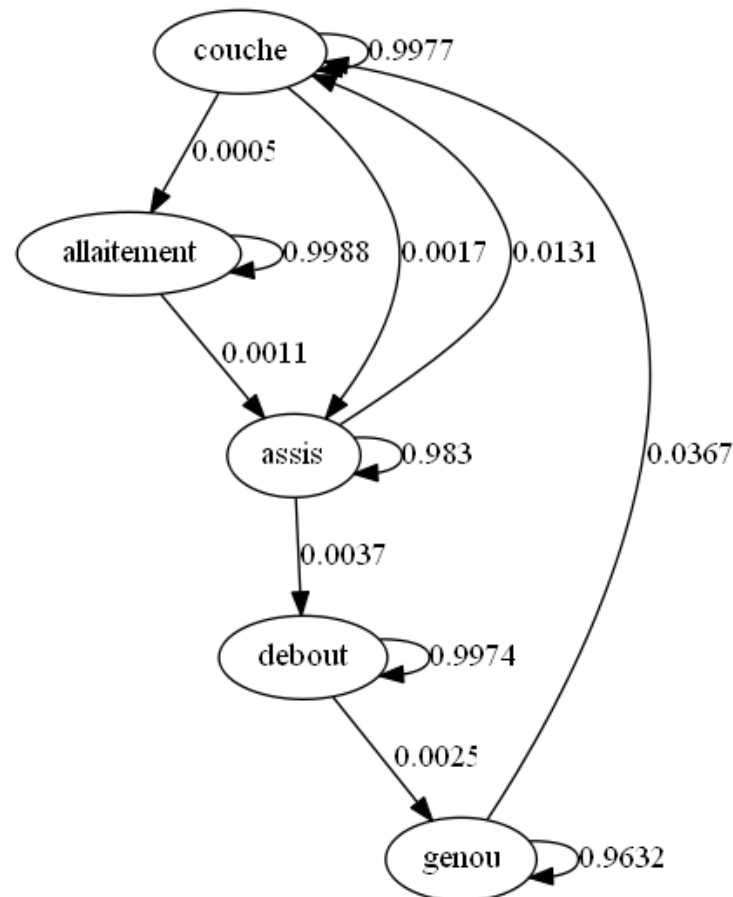


Figure 2-5 - Graphe de la probabilité de passage de chaque classe considérée. Si le changement de posture n'est pas observé celui-ci n'est pas affiché. Ces probabilités sont utilisées dans les chaînes de Markov.

Parmi les 25 changements de posture envisageables, seulement 12 sont réalisables par la truie. Par exemple, la truie ne peut pas passer de la posture « debout » à une autre posture sans passer par la posture « à genoux ». En revanche, la probabilité de passage de chaque changement de posture est différente pour chaque truie.

La combinaison forêts aléatoires/Chaîne de Markov a été réalisée en utilisant le score de chaque classe donnée par le modèle des forêts aléatoires. Cette estimation a ensuite été pondérée par la probabilité de passage de la classe précédente à la nouvelle classe considérée. La classe retenue était celle dont le score final était le plus important. Cette combinaison a permis de réduire le nombre de fausses estimations pour chaque truie comme illustré sur la Figure 2-6. On peut aussi voir que la position « à genoux » a été

mieux estimée (71% de bonnes classifications contre 65% sans l'utilisation de modèle de Markov)

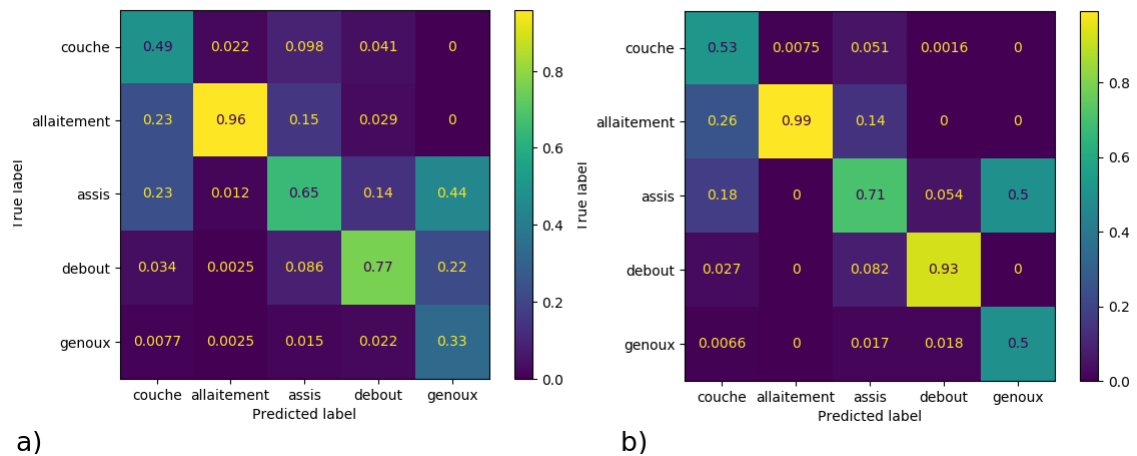


Figure 2-6 - Comparaison de l'estimation de la posture en utilisant (a) des forêts aléatoires seules et (b) avec prise en compte des probabilités de passage avec des chaînes de Markov.

2.4.2. Méthode de classification par les réseaux de neurones

Pour estimer la posture de la truie, on peut aussi effectuer une classification en utilisant un réseau de neurones convolutif. Ce réseau (Figure 2-7) est inspiré par les réseaux proposés par l'université d'Oxford (VGG-N) (Simonyan et al. 2015) pour la classification d'images. La taille et la dimension des données RADARs étant moins importante que des données vidéos, le nombre de couches utilisées ainsi que le nombre de filtres par couche ont été diminués pour pouvoir accélérer l'entraînement et l'utilisation du modèle. Seize filtres ont été utilisés pour la première couche de convolution et le nombre de filtres était doublé après chaque phase de regroupement (pooling). Ici l'entraînement des réseaux de neurones s'est fait en utilisant la librairie Keras (Chollet et al. 2018) qui se base elle-même sur TensorFlow (Abadi et al. 2015).

Ci-dessous, nous décrivons les différentes couches du réseau de neurones utilisé (voir schéma synthétique sur Figure 2-7):

➤ Convolution

Les couches de convolution sont constituées de multiples filtres qui vont extraire des données des caractéristiques de l'image considérée. Pendant l'entraînement, chaque poids du filtre est adapté pour diminuer la fonction de coût et permettre d'extraire des informations du signal pour en déduire la posture de la truie. Chaque couche de convolution peut être représentée par son noyau, c'est-à-dire la totalité des filtres de convolution. Ce noyau a pour dimension $n_{\text{filter}} \times w \times l \times n_{\text{filter_prece}}$ où n_{filter} est le nombre de filtres utilisés, w et l sont les dimensions de chaque filtre, et $n_{\text{filter_prece}}$ est le nombre de filtres de la couche précédente. Dans le cadre de notre étude, nous avons utilisé des filtres de taille 3x3, chaque filtre traitant 3 données en profondeur et 3

données temporelles. Ces filtres de petite taille sont de faible complexité ce qui diminue la complexité du calcul mais nécessite d'avoir plus de couche.

➤ Couches d'activation

Chaque couche de convolution est suivie d'une couche d'activation. Cette fonction d'activation permet d'apporter de la non-linéarité dans le modèle de convolution. Ici nous utilisons la fonction "reLu" utilisée initialement dans le model VGG (Agarap et al. 2018), excepté pour la dernière couche où une fonction "softmax" est utilisée pour classer les données (Goodfellow et al. 2016).

➤ Couches de normalisation

Les couches de normalisation permettent de réduire le temps d'entraînement du modèle (Ioffe et al. 2015). Celles-ci normalisent la sortie en soustrayant la moyenne des sorties et en divisant par l'écart-type.

➤ Couches de regroupement

Les phases de regroupement (ou « pooling ») permettent de réduire le temps de calcul des réseaux de neurones. Après chaque couche de regroupement, le nombre de filtres utilisés est doublé. Ici la réduction se fait en sous-échantillonnant la donnée d'entrée et ce selon l'axe représentant la distance à la cible, ce qui permet de réduire le temps de calcul et n'altère pas l'information temporelle de la position de la truie. La dernière phase de regroupement considère le maximum de chacun des filtres utilisés par la dernière couche de convolution.

➤ Couches entièrement connectées

Les couches dites *connectées* permettent d'utiliser l'information extraite par les différents filtres de convolution. Ce sont des couches qui seront modifiées pendant l'entraînement pour utiliser au mieux les données extraites (selon la fonction de coût à minimiser). Cette couche correspond à un réseau de neurones dans lequel les neurones de sortie prennent en compte toutes les données d'entrée.

➤ Couches de décrochage

Pendant l'entraînement des couches de décrochage (ou « dropout ») sont utilisées pour bruite les données d'entraînement et ainsi limiter la probabilité de surentraînement (Srivastave et al. 2014). Ici le taux de données extraites non utilisées pendant l'entraînement était de 50%. Ce taux est important dû au fait que le réseau de neurones peut sur-apprendre facilement.

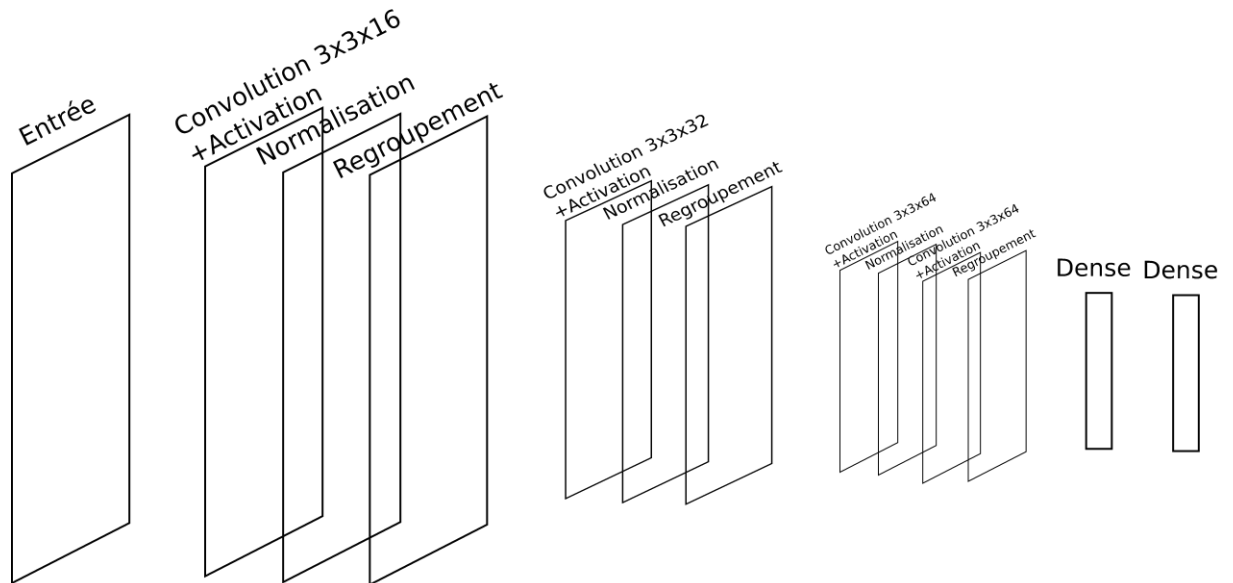


Figure 2-7 - Schéma synthétique du réseau de neurones utilisé.

Pour estimer la posture de la truie au cours du temps, nous avons utilisé les données traitées par la méthode décrite plus haut avec un filtrage de Gabor. Pour réduire le taux de fausses détections, la position de la truie à l'instant t a été déterminée en considérant les données aux instants compris entre $t - DT$ et $t + DT$. La valeur $DT = 11$ secondes a été choisie après plusieurs tests d'entraînement. Cette prise en compte des instants précédents et suivants a permis à la fois de filtrer temporellement les détections mais aussi d'utiliser l'évolution temporelle du signal pour estimer la posture des truies. Pour l'entraînement du réseau de neurones, les données de chaque truie ont été séparées en deux sous-ensembles. Nous avons utilisé le premier sous-ensemble pour l'entraînement du modèle et le second pour vérifier si le réseau de neurones ne se surentraîne pas et généralise bien les données d'entraînement. La fonction de coût pour l'adaptation du réseau est une fonction standard utilisée pour de la classification multi-classes (Goodfellow et al. 2016). Elle calcule pour chaque classe de sortie du modèle l'entropie croisée. Le but de l'entraînement est de diminuer cette fonction. Pendant la phase d'entraînement, chaque adaptation du réseau se fait après avoir calculé le gradient de la fonction de coût, par rapport aux différents paramètres du réseau de neurones, sur un ensemble de données appelé « batch ». La taille du batch est de 32 données. L'adaptation du réseau de neurones se fait par rétro-propagation du gradient (LeCun et al. 1998) et en utilisant la méthode d'optimisation « Adam » décrite par (Kingma et al. 2014). L'entraînement se fait en passant 20 fois la totalité des données annotées. Le meilleur modèle est ensuite utilisé sur les données d'entraînement pour estimer la proportion de classes correctement extraites. Une fois l'entraînement terminé, le réseau de neurones est capable d'estimer la posture de la truie au cours du temps.

Dans un premier temps nous avons considéré 8 postures différentes : debout, assis, couché sur le ventre, couché sur le côté gauche avec ou non allaitement et sur le côté droit avec ou non allaitement et, à genoux (phase dans laquelle la truie passe de la position debout à une position couché). Ceci permettait de voir quelles classes étaient déterminées par cette méthode. Nous avons ainsi pu voir (voir annexe 7.1) que certaines classes ne sont pas distinguables de manière efficace sur l'ensemble des truies. Les postures « couché sur la droite » et « couché sur la gauche » mais aussi « couché

(sur la droite et sur la gauche) en position d'allaitement » sont regroupées respectivement en classe « couché » et « allaitement ». Le réseau de neurones est ainsi ré-entraîné avec ces classes de posture. Les résultats dépendent de la qualité de la classification manuelle des données vidéo et de la synchronisation des données RADARs et caméra. En effet même si la date de chaque mesure a été enregistrée par le RADAR, une désynchronisation entre les données vidéo (et annotées) et les données issues du RADAR subsiste (Figure 2-8). Ceci implique que lorsqu'une position ne dure que quelques secondes (comme la position « à genoux ») une plus faible portion des données RADARs est correctement annotée pour ces positions, aboutissant à des estimations de position de moins bonne qualité.

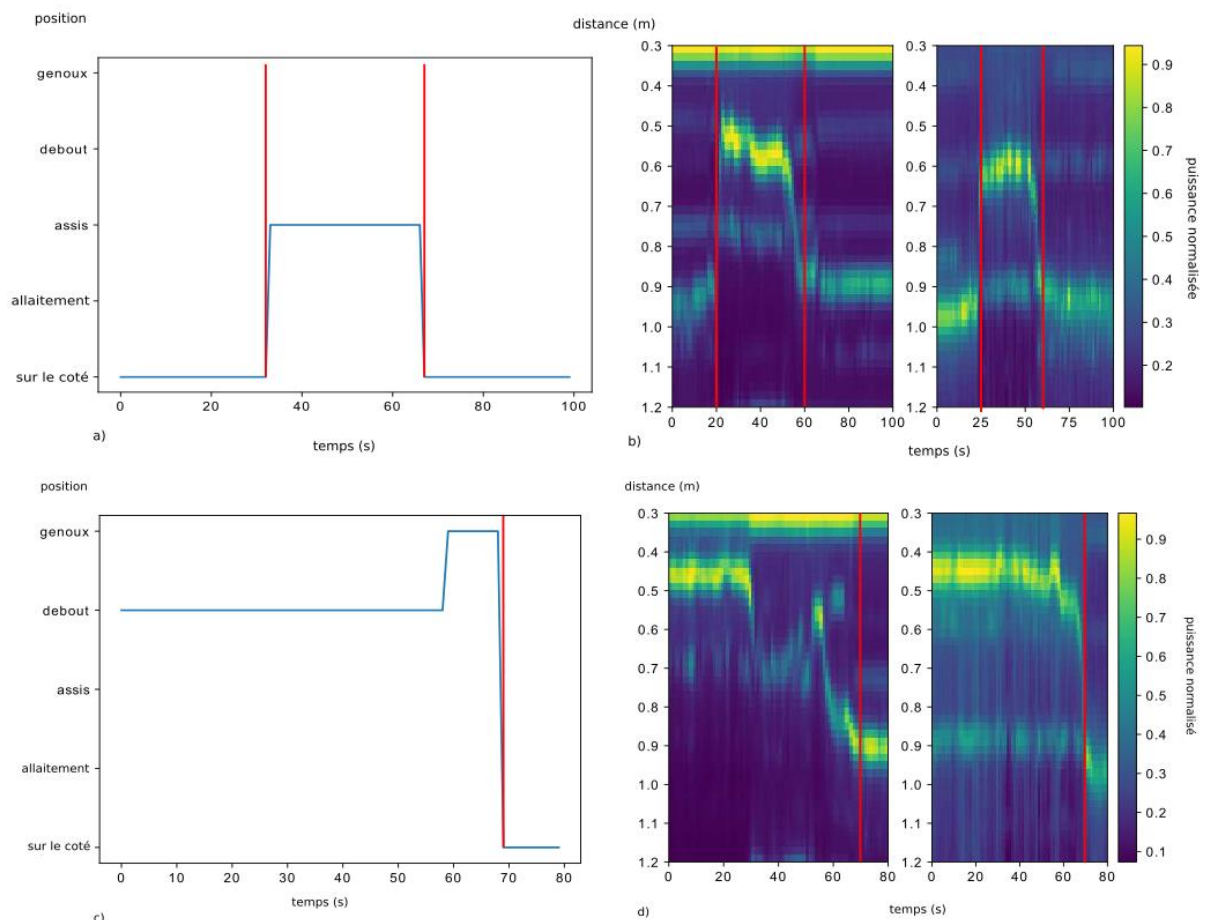


Figure 2-8 - Mesures RADAR et estimations manuelles de la position d'une truie. (a) Cas d'une position « assis » avec un décalage sur le signal RADAR ; (b), (c) cas d'une fin de position « à genoux » ou le décalage n'est pas présent sur les données RADAR, (d) les changements de position sur les données vidéos et RADARs (en rouge).

Pour représenter les résultats et estimer la précision de la classification, des matrices de confusion ont été calculées. Pour chaque posture manuellement estimée le classificateur estime la posture grâce aux mesures RADAR. Ceci permet de savoir quelles classes sont correctement estimées, mais aussi de savoir quelles classes sont confondues par le classificateur. On peut ainsi voir (Figure 2-9) que les estimations sont de mauvaise qualité (moins de 20% des mesures correspondant à cette posture est détectée) pour l'extraction de la position « à genoux ». Cela est dû à plusieurs facteurs. Premièrement c'est une posture dans laquelle la truie est en mouvement et il faut pouvoir prendre en

compte ce mouvement pour estimer la posture. De plus, étant donnée la courte durée de cette posture, peu de données correspondent à cette dernière. Ceci limite la généralisation de cette posture (elle est difficile à estimer car celle-ci ne correspond pas à une position de la truie mais à un changement de position stable). La faible durée rend aussi plus difficile l'extraction « manuelle » de ce mouvement. On peut aussi voir que les postures « couché », que ce soit sur le ventre ou sur le côté, sont confondues pour certaines truies. Ceci peut être dû à la fois à un positionnement du RADAR moins approprié à la détection de cette posture mais aussi à des truies dont la carrure (taille) diffère.

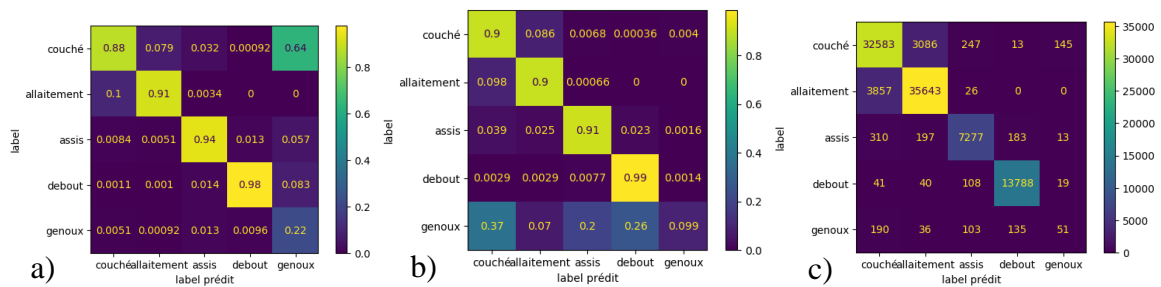


Figure 2-9 - Matrices de confusion pour l'ensemble des truies (a) normalisée par rapport au label prédit, (b) normalisée par rapport à la posture réelle, (c) non normalisée.

2.4.3. Résultats

Les forêts aléatoires dont l'entraînement et l'estimation sont plus rapides (seulement quelques minutes par truie) conduisent à une détection de bonne qualité pour la posture « couché », avec 79% de sensibilité pour une spécificité de 91%. Pour la posture « allaitement », une sensibilité de 88.77% et une spécificité de 87% sont obtenues. Pour la posture « assise », la sensibilité est de 81% pour une spécificité de 99%. Enfin, la posture « debout » est estimée avec une sensibilité de 98% pour une spécificité de 99% (Figure 2-10).

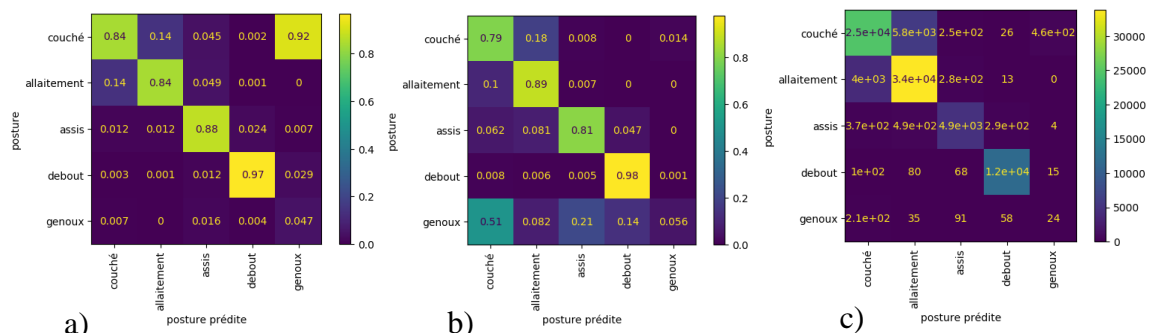


Figure 2-10 - Matrice de confusion pour l'ensemble des truies (a) normalisée par rapport au label prédit, (b) normalisée par rapport à la posture réel, (c) matrice non normalisée

Tableau 2-2 - Tableau récapitulatif de l'estimation de posture par forêts aléatoires pour chaque truie testée. Les spécificités et sensibilités sont exprimées en pourcentage

	sensibilité					spécificité				
	couché	allaitement	assis	debout	genoux	couché	allaitement	assis	debout	genoux
810550	55.6	94.92	96.58	98.73	0	99.87	86.56	96.54	99.31	100
810752	97.46	49.12	89.49	95.15	0	69.1	97.76	99.6	99.56	100
810803	75.49	99.9	14.58	95	0	99.44	77.63	100	99.83	100
810947	79.62	83.75	70.81	99.36	0	90.03	89.42	99.74	98.83	100
812804	30.71	86.73	93.73	98.2	20	88.39	49.12	99.05	99.97	95.55
812991	92.29	97.71	73.89	99.85	0	98.48	96.67	99.31	98.2	99.98
813025	79.9	100	94.88	92.78	17.72	99.16	87.01	99.47	99.72	100
813028	97.34	99.42	83.28	96.02	8.05	97.09	98.97	98.9	99.64	99.93
813043	96.27	70.53	15.24	98.26	0	78.15	94.7	99.91	99.31	99.99
TOTAL	79.07	88.77	80.82	97.78	5.69	91.71	87.12	99.16	99.49	99.44

Pour ce qui est de l'estimation par réseaux de neurones les résultats ont en majorité une sensibilité et spécificité plus fortes que celle par forêts aléatoires. Pour la posture « couché », on obtient 90% de sensibilité pour une spécificité de 92%. Pour la posture « allaitement », une sensibilité de 90% et une spécificité de 94% sont obtenues. Pour la posture « assise », la sensibilité est de 91% pour une spécificité de 99%. Enfin, la posture « debout » est estimée avec une sensibilité de 99% pour une spécificité proche de 100% (Tableau 2-3).

Tableau 2-3 - Tableau récapitulatif des résultats de la classification par réseau de neurones pour chaque truie testée. Les spécificités et sensibilités sont exprimées en pourcentage

	sensibilité					spécificité				
	couché	allaitement	assis	debout	genoux	couché	allaitement	assis	debout	genoux
714231	96.65	84.05	97.87	97.92	0	94.89	98.55	98.7	99.44	100
810550	95.03	100	95.15	98.58	0	99.58	97.41	99.84	99.54	100
810752	98.58	75.25	97.76	97	0	85.62	99.32	99.16	99.56	100
810803	80.53	99.97	60.42	98.67	0	99.78	83.75	99.74	99.73	100
810947	90.1	95.84	89.99	98.96	0	97.01	95.97	99.58	99.68	100
812804	62.07	43.15	66.46	98.79	0	50.33	67.63	99.72	99.61	100
812991	98.67	99.14	95	100	62.5	99.37	99.74	99.57	99.78	100
813025	93.4	100	90.92	99.05	0	98.69	95.94	99.79	99.78	100
813028	96.36	98.89	91.56	97.7	47.13	98.46	99.59	99.56	99.86	98.33
813043	97.09	98.94	52.62	98.53	0	97.58	97.63	98.98	99.2	100
TOTAL	90.32	90.18	91.19	98.51	9.9	92.91	94.26	99.46	99.61	99.82

Cependant pour les deux méthodes, le score pour la posture « à genoux » n'est pas aussi bon. En effet si l'estimateur donne une posture dite « à genoux », il est probable à plus de 99% que cela soit la bonne posture (et ce pour chacun des estimateurs). Mais peu de posture sont estimées correctement (de 5 à 10% des cas selon la méthode) ce qui peut être expliqué par une incohérence entre les mesures RADARs et la posture estimée manuellement. En effet la posture « à genoux » est distinguable des autres et si les données correspondent alors il est facile d'en déduire la posture. Il est tout de même probable que la détection de la posture « à genoux » soit possible en ayant plus de données annotées fiables de cette posture.

La sensibilité et spécificité de la posture « assise » dépendent largement de la truie testée et ce pour les deux méthodes d'estimation. Cette posture était particulièrement mal estimée pour la truie 813043, chez qui elle représentait une faible partie des estimations

(moins de 5% des postures visibles) ce qui réduit la possibilité d'apprentissage. De plus cette posture ne dure que peu de temps. En moyenne, cette truie ne passait que 40s dans cette posture. Ce qui implique qu'une durée non négligeable de la posture est vraisemblablement mal annotée.

Les postures « couché » sont aussi mal estimées en particulier pour la truie 812804. Les postures « allaitement » et « couché » sont suffisamment présentes (plus de 90% des postures sont « couché » ou « allaitement »). De plus les données RADARs étant peu bruitées les mauvais résultats sont soit le signe que cette posture dépend fortement de la truie testée (et il faut alors modifier la méthode de détection) soit la qualité de la détection est sensible au positionnement des RADARs (et il faudrait alors rendre le support et les RADARs solidaires pour améliorer les performances de détection).

En utilisant les matrices de confusion (Figure 2-11) on peut voir que la classification par le réseau de neurones permet une prédiction correcte de la posture dans plus de 90% des cas mais que la posture « couché » et en position d'allaitement sont parfois confondues, soit dans 10% des postures estimées comme « couché » sont en réalité des postures d'allaitement.

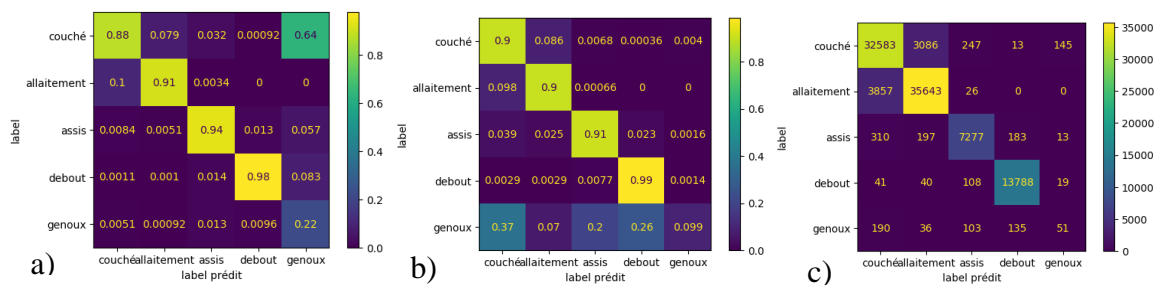


Figure 2-11 Matrices de confusion pour l'ensemble des truies (a) normalisée par rapport au label prédit, (b) normalisée par rapport à la posture réelle, (c) matrice non normalisée

2.5. DISCUSSION

L'utilisation combinée de deux RADARs FM-CW permet d'estimer la posture d'une truie au cours du temps, avec pour la méthode la plus fiable, une spécificité de plus de 90% pour les postures considérées dans cette étude (couché, allaitement, assis, debout, à genou) et une sensibilité elle aussi supérieure à 90%, excepté pour la posture à genoux (cette dernière n'étant pas détectée la plupart du temps).

J'ai comparé les résultats de deux méthodes d'analyse : une méthode de classification par forêts aléatoires, et une méthode d'entraînement de réseau de neurones. Les deux méthodes d'apprentissage s'appuient sur de l'annotation manuelle des mesures avant la phase d'entraînement. Dans notre application, il suffit de quelques heures de mesures pour estimer avec précision l'ensemble des postures d'une truie. Le nombre d'heures nécessaire dépend de l'activité de la truie étant donné qu'il est nécessaire d'avoir au moins chacune des postures vues une fois lors de l'annotation. Dans notre cas il faut au maximum 4h d'annotations pour couvrir l'ensemble des postures. Ce traitement peut aussi être appliqué en temps réel : en effet, une heure de mesures ne demande que quelques minutes de traitement : 1 minute pour le prétraitement et 10 secondes pour appliquer le réseau de neurones sur un cpu intel core i7. Il est possible de traiter

plusieurs truies en même temps, et ce en ayant une fréquence d'échantillonnage de 20 mesures par seconde pour le filtrage qui est réduite à une estimation par seconde pour l'extraction de la posture. En effet, la synchronisation entre données RADARs et données vidéo n'étant pas parfaite, une précision à 50 ms (temps entre deux mesures faites par le RADAR) était irréaliste.

La méthode proposée est adaptée pour le suivi du comportement de plusieurs truies au cours du temps en utilisant des données annotées sur quelques heures (dans notre cas 4h d'annotation). Le RADAR est un capteur non invasif, fixé au-dessus de l'animal, qui n'influence pas son comportement.

En plus de la possibilité d'estimer la posture, il est aussi possible d'analyser la distance entre le RADAR et la truie au cours du temps et de suivre la stimulation de celle-ci durant ces différentes phases. Pour estimer la position de la truie, les méthodes de détection utilisent le signal électromagnétique rétrodiffusé par l'animal. Ce signal dépend à la fois de la distance qui sépare le RADAR de la truie et de l'orientation de cette dernière. Les informations issues du RADAR permettent de détecter si la truie se penche d'un côté ou non. Il est par ailleurs nécessaire selon moi d'utiliser plusieurs RADARs pour estimer les postures d'allaitement et assis.

D'autres méthodes existent dans la littérature pour estimer la posture d'une truie en utilisant un accéléromètre attaché ou collé à la truie mais lorsque cet accéléromètre est fixé le long de la colonne vertébrale via un harnais, l'installation sur l'animal peut s'avérer délicate et risque dans un premier temps d'avoir une répercussion sur son comportement, notamment lorsque la truie est bloquée ou prend appui sur des barrières pour se coucher. En utilisant des capteurs collés (Ringgenberg et al. 2010) il est possible d'estimer la posture debout avec une sensibilité et une spécificité supérieures à 90% mais pour l'estimation de la posture « couché sur le ventre », et « couché sur le côté », la sensibilité et la spécificité sont plus faibles (Tableau 2-4).

Tableau 2-4 - Tableau récapitulatif des spécificités et sensibilités pour l'estimation de posture en utilisant un accéléromètre (Ringgenberg et al. 2010)

Posture	Spécificité	Sensibilité
Couché ventre	74.2%	96.3%
Couché sur le coté	97.9%	69.4%
Assis	99.8%	49.5%
Debout	99.5%	99.7%

En utilisant des caméras kinect, Zheng et al. (2018) ont estimé les postures d'une truie dans un enclos au cours du temps avec une bonne précision, en utilisant un réseau de neurones pour estimer la position de la truie et un autre réseau pour estimer sa posture. La posture de la truie est estimée parmi les 5 catégories debout, assis, couché sur le ventre, couché sur le côté et couché sur le côté avec les mamelles visibles. Cette méthode permet en même temps d'estimer la posture des individus avec une bonne précision (Tableau 2-5) et de suivre leurs déplacements. Mais cette méthode présente un inconvénient. Elle nécessite d'utiliser un réseau de neurones profond (Faster R-CNN Ren et al. 2015) qui ne peut pas être utilisé en temps réel. Par ailleurs, il est nécessaire d'avoir une capacité de calcul importante pour pouvoir suivre plusieurs truies en même temps.

Tableau 2-5 - Tableau récapitulatif des spécificités et sensibilités de l'estimation par vidéo et apprentissage profond (Zheng et al. 2018).

Posture	Spécificité	Sensibilité
Debout	99.1%	90.2%
Assis	77.6%	93.1%
Couché sur le ventre	76.3%	82.6%
Couché sur le coté	97.2%	92.6%
Couché sur le côté mamelles visible	98.7%	96.0%

Une autre méthode permet l'extraction de la posture d'une truie sans phase d'entraînement. Celle-ci se base sur de la classification par arbres décisionnels. Ces arbres sont estimés manuellement (Lao et al. 2016). Cette méthode a été testée sur 3 truies différentes (Tableau 2-6).

Tableau 2-6 - Tableau récapitulatif des spécificités et sensibilités de l'estimation par vidéo et sans apprentissage profond (Lao et al. 2016).

Posture	Précision
Debout	99.2%
Assis	96.4%
Couché	99.9%
A genoux	78.1%
Buvant	92.7%
Mangeant	97.4%

D'autres méthodes d'estimation de la posture existent mais ne ciblent pas les mêmes postures et sont difficilement comparables (voir par exemple Cornou et al. 2011 pour la détection par accéléromètre et Yang et al. 2018 pour la détection par vision).

2.6. PERSPECTIVES

Plusieurs travaux pourraient être menés pour améliorer la perception des postures de la truie par RADAR. Elles se séparent en 2 catégories :

- Modification dans l'acquisition des mesures
- Augmentation de la base d'apprentissage

2.6.1. Acquisition des mesures

Pour pouvoir améliorer l'estimation de la posture par RADAR, plusieurs adaptations du matériel sont possibles :

- l'utilisation d'une antenne d'émission avec un diagramme de rayonnement plus ouvert permettrait en principe d'estimer la posture de la truie pour de plus

nombreuses positions de l'animal par rapport au RADAR. Cela peut être réalisé en changeant la lentille utilisée par une antenne moins directive

- l'utilisation d'un RADAR solidaire de la cage permettrait d'homogénéiser les données RADARs. Les différences dans les données ne seraient alors dues qu'à la forme de la truie et à sa posture
- l'utilisation d'un RADAR avec plusieurs antennes de réception/émission permettrait de simuler l'utilisation de plusieurs RADARs et d'avoir une estimation de la position du dos de la truie en 2D.

2.6.2. Augmentation de la base d'apprentissage

Le fait d'avoir une base d'apprentissage restreinte (une dizaine de truies seulement) ne permet pas d'utiliser des réseaux de neurones plus complexes, comme proposés par Huang et al. (2018) et Ren et al. (2015), et ne permet pas non plus d'utiliser des méthodes permettant d'adapter la forme du réseau en fonction des données mesurées. Une quantité de données d'apprentissage supérieure permettrait aussi d'augmenter la variabilité des mesures RADARs pour chaque classe et donc, avec des réseaux plus complexes, d'extraire des caractéristiques du signal RADAR pour chaque posture et ainsi d'aboutir à une meilleure estimation des différentes catégories de posture.

De plus, l'utilisation de données synchronisées permettrait de détecter non pas les postures en elles-mêmes mais les changements de postures. Ceci permettrait en outre de déterminer avec plus de fiabilité la posture « à genoux », car elle est utilisée de façon transitoire et sur une très courte durée, la désynchronisation est d'autant plus dommageable pour cette posture.

2.7. CONCLUSION DU CHAPITRE 2

Dans cette partie, j'ai démontré la possibilité de détecter par RADAR la posture de truies bloquées en case de mise bas, sans avoir à les localiser. Il est ainsi possible de suivre l'activité posturale de l'animal au cours du temps. Et ceci avec des sensibilités et spécificités comparables à celles obtenues avec d'autres méthodes de mesure et d'analyse (vision et accéléromètre). De plus, la détection par RADAR n'utilise pas des tailles de données importantes, contrairement au traitement vidéo où les données estimées sont 100 fois plus demandeuse en mémoire (dans le cas de vidéos de basse résolution). L'estimation par RADARs peut être faite en temps réel sur plusieurs truies en même temps sans utiliser de capacité de traitement importante. Un cpu intel core i7 7th génération permet en effet de traiter les données RADAR issues de plusieurs truies en même temps: 1 minute et 10 secondes de traitement sont nécessaires pour estimer la posture d'une truie pendant une heure.

Cette méthode a aussi l'avantage de ne pas être invasive. Le placement des RADARs peut se faire au préalable au-dessus des cages de maternité.

Cette nouvelle méthode de mesure n'a pas encore été testée pour des truies libres de mouvement dans des enclos plus grands. Ce type d'enclos est de plus en plus utilisé et recommandé en élevage de type « bio » dans lesquels les truies sont libres de leurs

mouvements. Dans ce scénario, de nouvelles configurations sont à imaginer pour l'estimation de la posture et de la position des truies. L'utilisation de RADARs avec des angles de vue plus large, avec ou non un réseau d'antennes sont par exemples envisageables.

Cependant, même si l'estimation de la posture est possible, les résultats diffèrent sensiblement d'une truie à l'autre, ce qui peut limiter pour le moment la généralisation de cette méthode de mesure en élevage. De plus, l'estimation pour le moment est adaptée à la truie, ce qui reste chronophage et devra être adapté à la forme de la truie (gabarit, hauteur au garrot). Il n'en demeure pas moins que cette méthode est prometteuse étant donné la qualité du signal RADAR, le faible bruit de mesure observable sur le signal, le peu de traitement à fournir pour utiliser les données RADAR et le faible coût en mémoire des données mesurées par le RADAR comparé à un traitement vidéo, qui pour le moment est la principale méthode d'estimation des postures de la truie de manière non invasive.

3. SUIVI RADAR DU COMPORTEMENT DE MOUTONS

3.1. INTRODUCTION

Les évolutions des systèmes d'élevage marquées par l'accroissement de la mécanisation, de la taille des troupeaux, le renforcement des aléas climatiques, la diminution de l'assistance de l'homme, conduisent aux sollicitations de plus en plus fréquentes des capacités adaptatives des moutons (Hazard et al., 2014). Le comportement de l'animal est un moyen d'adaptation à son environnement. Pour les espèces grégaires tels que les moutons, la diversité des comportements relationnels participe à cette adaptation au travers, entre autres, des relations entre congénères et avec l'homme. Des variations de ces comportements sociaux peuvent affecter la survie et la croissance des agneaux, la transmission sociale des apprentissages, la cohésion, l'apaisement et la protection sociale dans le troupeau, et par conséquent le bien-être des animaux. Ainsi, les comportements sociaux constituent des leviers d'action pour faciliter le travail des éleveurs et assurer le développement la durabilité des systèmes d'élevage de précision (Boissy et al., 2001).

La sélection génétique pour une plus forte sociabilité entre congénères et une plus faible réactivité à l'homme a pour objectif d'améliorer l'adaptation des moutons aux évolutions des systèmes d'élevage. Les comportements sociaux sont transmissibles entre générations et sont inclus dans les programmes de sélection (Hazard et al., 2012). D'autres facteurs peuvent être affectés par la sélection génétique en vue d'augmenter la production et ainsi améliorer le rendement. Par exemple, une étude comparant des moutons *Booroola Merino* entre 1977 et 1981 (Hanrahan et al. 1982) montre l'augmentation de 1.5% par an de la taille des portées (Bindon et al. 1975). La sélection permet aussi d'augmenter la résistance face à certains parasites ou maladies. Par exemple Gray et al. (1992) ont montré la possibilité d'avoir une meilleure résistance à l'*Haemonchus*, un parasite s'attaquant principalement aux petits ruminants.

En génétique animale, les recherches expérimentales et l'évaluation génétique commerciale reposent sur l'acquisition de mesures individuelles et à grande échelle (plusieurs centaines voire milliers d'animaux mesurés). Or, actuellement, les mesures individuelles sont obtenues soit par des observations directes par les expérimentateurs qui sont saisies manuellement, soit par des analyses d'enregistrements vidéo (Boissy et al., 2005; Ligout et al., 2011). Dans les deux cas, la collecte des données est chronophage et parfois subjective, ce qui limite les capacités de phénotypage de masse des caractères comportementaux à l'échelle des fermes expérimentales ou commerciales. Aucun système commercial automatisé ne répond aujourd'hui à ces contraintes. Par ailleurs, les dispositifs embarqués, comme l'utilisation de GPS (Global Positioning System), sont difficilement compatibles avec le phénotypage haut débit (grand nombre d'animaux mesurés) car il faut pouvoir équiper un grand nombre d'individus.

Le déplacement est une donnée essentielle pour étudier le comportement d'un animal. Cela permet de comprendre ses interactions avec son environnement physique et social. Par exemple, le suivi des animaux herbivores au pâturage permet de connaître l'occupation géographique du sol par les animaux et de mettre en relation cette donnée avec les risques d'infections parasitaires (Cooper et al. 2000). Mais le suivi des déplacements d'animaux permet aussi d'étudier les réponses comportementales

développées suites à des perturbations de l'environnement et d'en déduire les traits de personnalité de l'individu testé. Chez les moutons des tests de comportement ont été développés pour caractériser leur réponse comportementale dans différentes situations expérimentales (Boissy et al. 2014). Par exemple, un test de sociabilité entre congénères, appelé le « test du couloir » a été mis au point pour mesurer la motivation sociale des moutons en absence ou en présence d'un berger. Ce test permet de mesurer si un mouton a « peur » de l'homme ou si au contraire il cherche le contact. Dans un contexte d'élevage, cette pratique pourrait favoriser certains comportements dans un groupe d'individu donné. Elle pourrait également limiter la proportion d'individus agressifs envers les congénères et l'homme.

Plusieurs méthodes ont été utilisées pour étudier le comportement des moutons. Pour être déployées à grande échelle, c'est-à-dire transférées vers les organismes de sélection génétique si un déploiement commercial est envisagé en exploitation, ces méthodes doivent être automatiques pour permettre de suivre un grand nombre de paramètres sur des groupes d'individus importants. Elles doivent également être robustes, économiques, et simples d'utilisation.

Quelques méthodes sont actuellement utilisées pour enregistrer les comportements des animaux de ferme, mais toutes montrent des limites. Les GPS permettent de déterminer les trajectoires des individus au cours du temps mais nécessitent d'équiper les moutons de batteries et la position estimée s'avère peu précise (de l'ordre de 3 mètres selon Roberts et al. 1995). Les mesures sont toutefois de bonne qualité avec un taux de fausses détections de 2.5% avec les anciennes générations de GPS. Ces GPS sont en général utilisés pour étudier les zones géographiques occupées par les animaux (Roberts et al. 1995). Les puces RFIDs (Radio Frequency Identification) quant à elles donnent seulement une information ponctuelle sur la présence ou non de l'animal. L'utilisation de ces puces permet de déterminer quel mouton se rend à l'abreuvoir et ainsi de quantifier la nourriture prise par chaque individu (Muir et al. 2020). La vidéo permet d'extraire la position des animaux, mais elle nécessite un traitement basé sur des algorithmes d'apprentissage s'appuyant sur une base de données pour se calibrer. Il est par exemple possible d'estimer la position de chèvres dans un enclos en utilisant des algorithmes d'apprentissage profond (Bonneau et al. 2020). La précision de mesure dépend de la distance entre la cible et la caméra elle est de 50 centimètres à 1 mètre et de 160 centimètres à 25 mètres, la précision du détecteur étant de 92.5% pour une sensibilité de 94.8%. Très récemment, des RADARs à ondes entretenues ont été utilisés pour l'estimation de paramètres permettant l'étude du comportement animal. Il est possible d'estimer si un individu boite ou non (Fioranelli et al. 2019) et ce avec un taux de vrais positifs de 94% et pour un taux de vrais négatifs de 96.3% pour des expérimentations réalisées avec des moutons. Des expériences menées sur des vaches ont abouti à un taux de vrais positifs de 82.5% et un taux de vrais négatifs de 73.9%. Mais il est aussi possible d'utiliser des RADARs FMCW pour suivre les trajectoires 1D de moutons (Henry et al 2018). Le RADAR fonctionnait à 24GHz. Cette technique RADAR présente l'avantage de ne pas nécessiter de phase d'apprentissage et elle est facilement utilisable, le RADAR pouvant se placer au sol et mesurer la distance entre les animaux et le RADAR. Contrairement aux méthodes de détection par vidéo, le RADAR ne nécessite pas d'entraîner un réseau de neurones, ou d'utiliser des bases de données importantes et des temps d'entraînement prohibitifs.

L'objectif de ce chapitre est de présenter un système de suivi automatisé par RADAR FMCW des trajectoires de moutons en 2D. Ici, nous démontrons la faisabilité de cette approche pour le phénotypage comportemental sur un grand nombre de moutons. Les mesures ont été réalisées avec des RADARs FMCW fonctionnant à 77GHz pour les mesures en intérieur et à 24GHz pour les mesures en extérieur. Ces estimations seront comparées avec celles issues de caméras et capteurs à infrarouge. De nouveaux estimateurs de comportement, calculés à partir des données RADAR, permettent d'extraire des informations, jusqu'alors inaccessibles sur les trajectoires des moutons, qui semblent corrélées à la docilité et à la socialité des animaux. Elles pourraient être avantageusement utilisées pour un phénotypage de masse automatisé.

3.2. MATERIEL ET METHODE

3.2.1. Moutons et site expérimental

Les mesures ont été réalisées en juillet 2019 au domaine INRAE de la Fage (Aveyron, France). Nous avons testé 71 agneaux 37 mâles et 34 femelles (*Ovis aries*) dans le test du couloir et le test du manège (Boissy et al. 2005). Ces tests sont réalisés pour déterminer les comportements sociaux des agneaux après leur sevrage et pour estimer ainsi les individus les plus sociaux et les plus dociles. Nous nous sommes focalisés sur les résultats obtenus avec le test du couloir car les mesures RADARs ont été réalisées lors de ce test en particulier.

3.2.2. Test du couloir

Tous les moutons ont été testés seuls dans un couloir de 2mx7m. Trois autres individus étaient placés derrière un grillage à une extrémité du dispositif de test (Figure 3-1). Le test consistait à observer le comportement d'un mouton au cours de trois phases successives :

- Phase 1 : les moutons découvrent le couloir pendant 15s et peuvent voir leurs congénères à travers le grillage. Aucune mesure n'est effectuée. Cette phase permet au mouton de s'habituer à ce nouvel environnement et d'initier les phases de test suivantes.
- Phase 2 : le test consiste à empêcher le contact visuel entre l'animal testé et les congénères pendant une minute en ajoutant un panneau opaque qui obstrue la zone grillagée. Cette phase permet de mesurer les comportements du mouton lorsqu'il est seul et de déterminer s'il cherche le contact ou non.
- Phase 3 : le test consiste à rétablir le contact visuel entre l'animal testé et les congénères et à introduire un homme immobile devant les congénères. Cette phase dure 1 minute et permet de mesurer la sociabilité vis-à-vis des congénères en présence d'un homme. La réponse développée par l'animal combine à la fois la motivation sociale pour rejoindre les congénères et la réactivité (ou sentiment de « peur ») vis-à-vis de l'homme.

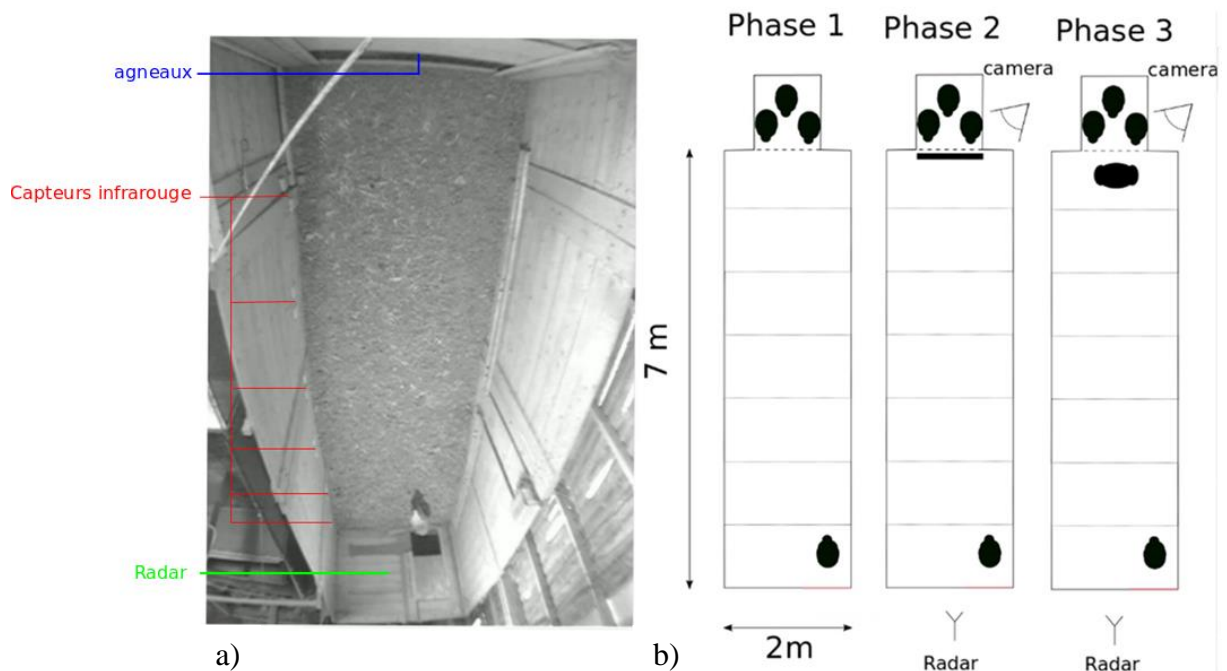


Figure 3-1 - Dispositif du test de comportement du couloir. A. Vue de dessus du dispositif. B. Représentation schématique des phases 1, 2 et 3 de la procédure de test.

Pendant ce test des mesures par caméras, RADAR et capteurs à infrarouge (IR) sont réalisées pour estimer la position du mouton dans l'arène. Il est aussi compté le nombre de bêlements pendant les 2 dernières phases. Ces mesures ont été réalisées manuellement par l'expérimentateur. Le nombre de bêlements est lié à la sociabilité de l'animal (Morisser 2017) et est considéré ce score comme un score de sociabilité dans notre étude.

3.2.2.1. Test du manège

Le test du manège a pour but d'évaluer le comportement du mouton testé face un homme en mouvement. Il est complémentaire du test du couloir. Il permet de savoir si le mouton cherche ou évite le contact. Le manège consiste en un circuit rectangulaire de 4.5m par 7.5m obstrué par des plaques opaques (Figure 3-2) (Boissy et al. 2005).

Ce test consiste en deux phases :

- Phase 1 : le mouton se déplace librement sans interactions avec l'homme. Cette phase dure 30 secondes.
- Phase 2 : un homme commence à se déplacer dans l'arène et avance à vitesse constante jusqu'à faire deux tours complets. Pendant cette phase plusieurs mesures sont réalisées manuellement :
 - mesure de la distance entre le mouton et l'homme au cours du temps
 - mesure de la durée pendant laquelle le mouton peut voir l'homme

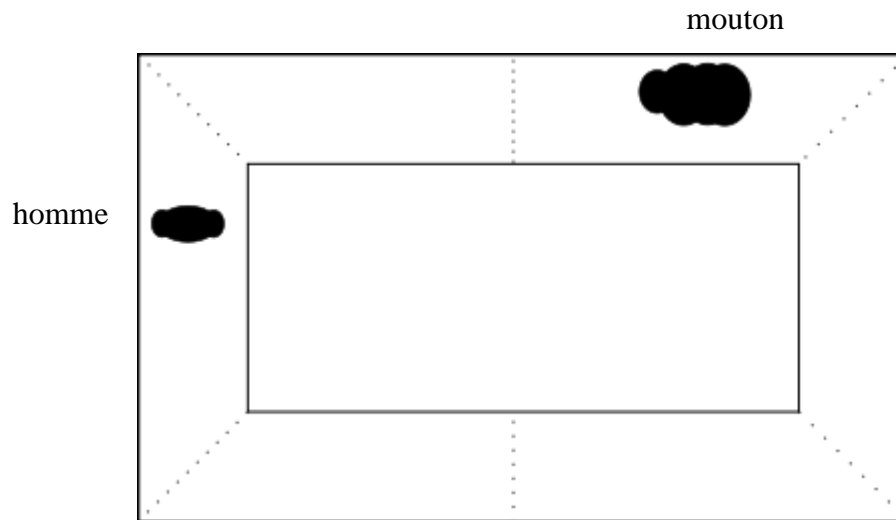


Figure 3-2 - Dispositif du test du manège avec 6 zones différentes permettant de localiser l'homme (à gauche de la figure) et le mouton (en haut et à droite de la figure).

Ce test est utilisé pour estimer un paramètre de docilité de l'animal face à l'homme (Boissy et al. 2005). Ce score est lié à la distance moyenne entre le mouton et l'homme au cours du test (cette distance étant estimée en nombre de zones qui séparent l'homme de l'animal)

3.2.3. Résultats de mesure

Pendant les phases 2 et 3 du test du couloir plusieurs mesures de comportement ont été réalisées avec les systèmes automatisés : RADAR, capteurs IR et vidéo. La première phase a été ignorée car elle correspond à la découverte du couloir par le mouton. Pour chacun des moutons testés, des caractéristiques physiologiques (poids, âge, sexe) ont été également estimées pour chaque mouton.

3.2.3.1. Mesures RADAR

Le RADAR utilisé est un RADAR FMCW fonctionnant à 77 GHz commercialisé par la société INRAS (Figure 3-3). Ce type de RADAR émet un signal (ou *chirp*, voir paragraphe 1.2.2) dont la fréquence varie au cours du temps. Le signal est émis par le biais d'antennes d'émission. Le signal est ensuite rétrodiffusé par la cible et une partie retourne en direction des antennes de réception. Le mélange du signal émis et du signal reçu permet d'estimer la distance de la cible au RADAR. Le fait d'utiliser plusieurs antennes permet d'estimer dans le même temps l'angle d'arrivée du signal et la position de la cible. L'estimation de la position est limitée par l'angle d'ouverture du RADAR (qui dépend des antennes utilisées) et de la portée du RADAR qui, elle, dépend principalement de la taille de l'animal, de la fréquence et de la puissance du signal émis. Les différentes caractéristiques du RADAR utilisé sont résumées dans le Tableau 3-1.

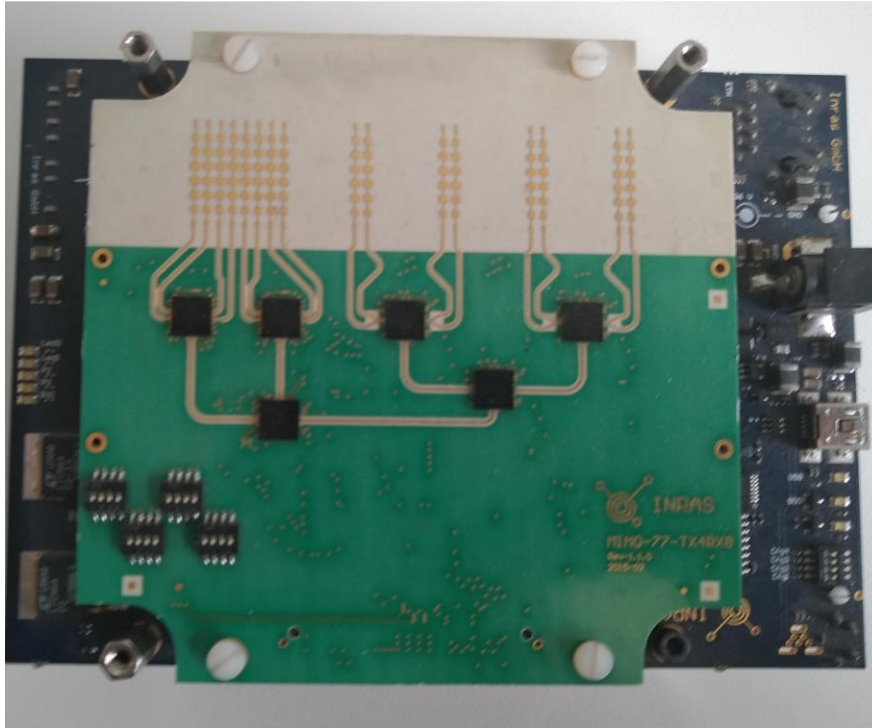


Figure 3-3 - RADAR FMCW fonctionnant à 77 GHz utilisé pour les mesures.

Tableau 3-1 - Caractéristiques du RADAR utilisé

Fréquence de fonctionnement (f_c)	77GHz	
Largeur de bande (B)	3GHz	Bande de fréquence utilisée pour moduler en fréquence le signal émis.
Nombre d'antennes	4x8	4 antennes d'émission et 8 antennes de réception
Angle d'ouverture	$\sim 50^\circ$ (plan H)	Angle de vue du RADAR
Puissance émise	10mW	
Gain des antennes	15dBi (réception) 17,2dBi (émission)	

Pour permettre l'estimation du mouvement de l'animal sans modifier son comportement le RADAR a été placé à 1m à l'extérieur du couloir. Le mouton ne pouvait pas sortir complètement de l'angle de vue du RADAR (Figure 3-1). Ceci avait également l'avantage d'isoler le RADAR de la vue du mouton. Pour limiter l'écho RADAR de l'enceinte en bois, le mur du couloir a été remplacé par une paroi en polystyrène.

3.2.3.2. Mesures par cellules à infrarouge

Des capteurs à infrarouge (IR) ont été disposés tous les mètres, le long du couloir. Ces mesures permettent d'estimer les déplacements du mouton avec par conséquent une résolution de 1m. A chaque fois que le mouton passe devant l'une des cellules il est détecté. Ces capteurs permettent ainsi de mesurer les déplacements longitudinaux du mouton (Ricard et al. 2018).

3.2.3.3. Mesures par caméra vidéo

Une caméra était placée au bord du couloir (Figure 3-1) et à 2 mètres au-dessus du sol. Elle a permis de filmer l'ensemble la scène (en noir et blanc) et permet d'obtenir 25 images de 720x576 pixels par seconde.

3.2.4. Traitement des données de mesure

Le traitement des données de mesure a été effectué en deux étapes. Premièrement nous avons extrait la position des animaux par les différentes mesures. Ensuite nous avons calculé de nouveaux paramètres permettant de caractériser le déplacement des moutons.

3.2.4.1. Extraction de la position du mouton

Nous nous sommes focalisés plus particulièrement sur l'extraction de la position de l'animal en utilisant un signal RADAR. L'extraction de la position par vidéo a été réalisée par un algorithme de détection utilisant les avancées récentes du traitement d'image par réseaux de neurones (Redmon et al. 2017).

3.2.4.1.1. Traitement des données RADAR

La puissance du signal reçu par le RADAR dépend de la distance et de la position des cibles par rapport au RADAR. Pour extraire la puissance en fonction de la position (distance et azimuth) on utilise l'algorithme de formation de faisceaux (Van Veen et al. 1988) basé sur une transformée de Fourier 2D. Dans un premier temps, il était nécessaire de réduire le signal rétrodiffusé par l'environnement (ou *clutter électromagnétique*). Cette réduction se fait en retirant du signal RADAR celui qui a été préalablement mesuré lorsque le couloir n'était pas occupé par l'animal. Un exemple d'estimation de la position est donné sur Figure 3-4 dans laquelle on peut observer le signal RADAR obtenu en présence du mouton et la position estimée de l'animal. La détection se fait en retranchant la contribution du couloir et en normalisant la valeur estimée, ce qui permet de comparer les différentes détections. La valeur $\alpha(t, r, \phi)$ de la détection au temps t , à la distance r et dans la direction ϕ est donnée par :

$$\alpha(t, r, \phi) = \frac{S_{total}(t, r, \phi) - Moyenne(r, \phi)}{std(r, \phi)} \quad (3-1)$$

où $S_{total}(t, r, \phi)$ est le signal estimé après la transformée de Fourier, $Moyenne(r, \phi)$ est la moyenne temporelle de ce signal lorsque le mouton n'est pas présent dans la scène et $std(r, \phi)$ désigne l'écart type de ce signal (sans le mouton).

L'avantage de la détection combinant l'estimation par transformée de Fourier et l'extraction de la détection réside dans sa faible complexité ($O(N)$) et sa rapidité (de l'ordre de quelques millisecondes sur un intel core i7 7th generation). Cette détection peut être appliquée pour estimer la position du mouton dans le plan horizontal. Elle permet aussi d'estimer la probabilité de fausses détections. En utilisant les mesures de bruit on peut en effet estimer la probabilité P que le signal considéré soit du bruit de mesure par la relation.

$$P(cible(t, r, \theta) \in Bruit) = \int_{x=\alpha(t, r, \phi)}^{\infty} p(x) dx \quad (3-2)$$

où p désigne la loi de probabilité du bruit.

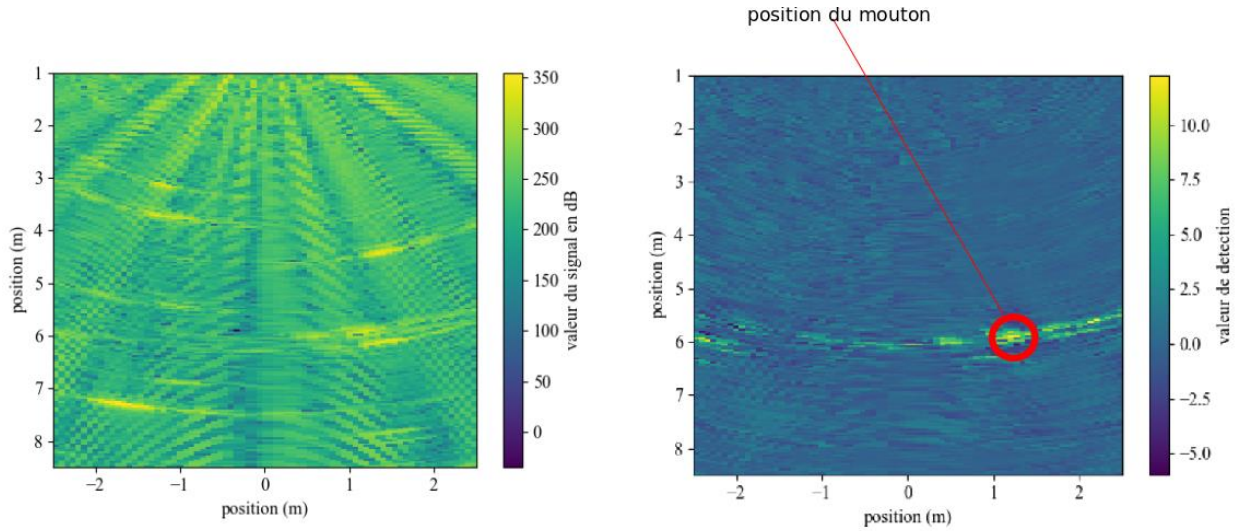


Figure 3-4 - Exemple de signal mesuré avant et après suppression du bruit généré par l'environnement. Le RADAR est positionné en (0,0), X représentant la position latérale et Y la position longitudinale.

La position du mouton est estimée en prenant les coordonnées du maximum du signal de détection. Pour éviter de prendre en compte un changement de signal provenant du bruit de mesure comme étant un mouton, on extrait la position des 5 maxima locaux les plus importants. Ceux-ci sont ensuite considérés comme donnant la position du mouton si cette position est cohérente par rapport à la détection à l'instant précédent (ne sont prises en compte que les détections au sein du couloir). La trajectoire obtenue est ensuite filtrée pour pouvoir réduire le bruit de l'estimation de la distance (Figure 3-5). Cette précision est liée au signal émis par le RADAR et au nombre d'antennes utilisées pour la mesure. Les résolutions de la mesure en distance r_d et en direction d'arrivée r_a sont respectivement données par :

$$r_d = \frac{c}{2B} \quad (3-3)$$

$$r_a = \frac{\frac{d}{\lambda}}{N_{couple} \cos(\theta)} \quad (3-4)$$

où c est la célérité de la lumière dans le vide, B est la largeur de la bande de fréquence utilisée par le RADAR pour moduler en fréquence le signal émis, λ désigne la longueur d'onde de l'onde émise à la fréquence porteuse, d est la distance entre les antennes, N_{couple} est le nombre de couples d'antennes distincts, et enfin θ désigne la direction du mouton dans le plan horizontal. Ici la résolution en distance est de 5cm et la résolution angulaire est de $\frac{1}{64\cos(\theta)}$ radian, soit $\frac{180}{128\pi\cos(\theta)}$ degrés.

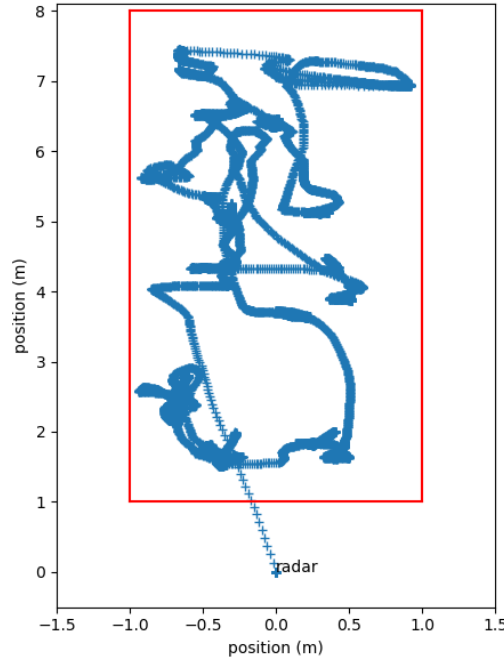


Figure 3-5 - Positions du mouton au cours du temps estimées par le RADAR (croix en bleu). Contours du couloir (en rouge).

Une autre méthode d'extraction a été testée permettant de séparer l'écho RADAR provenant du fond du couloir de celui provenant du mouton. Cette méthode est issue des travaux de (Henry et al. 2018). Une extraction en valeurs singulières est réalisée pour déterminer dans le signal les données qui sont corrélées au cours du temps. L'écho provenant des murs du couloir variant peu au cours du temps, la corrélation des données dans cet écho sera plus importante que celles issues de l'écho (variable au cours du temps) provenant du mouton. L'extraction des valeurs singulières $Data_{SVD}$ se fait sur des données mesurées sur un intervalle de temps dT :

$$Data_{SVD} = \{FT_{2D}(S(t))\}_{t \in [T:T+dT]} \quad (3-5)$$

où FT_{2D} est la transformée de Fourier 2D utilisant un padding de $pad_{\theta}pad_R$ avec pad_{θ} désignant le nombre de positions angulaires à chaque distance testée et pad_R représentant le nombre de distances testées, et $S(t)$ est le signal provenant des 32 couples d'antennes à l'instant t . La taille de $Data_{SVD}$ est $\frac{dT}{T_{int}} \times pad_{\theta} \times pad_R$. Pour pouvoir extraire la décomposition en valeurs singulières, les données sont redimensionnées. La nouvelle dimension est alors $\frac{T_{int}}{dT} \times pad_{\theta} \times pad_R$. Les valeurs singulières les plus élevées sont éliminées (ces valeurs sont dues au signal provenant du couloir) et la matrice de signal est déduite. Cette méthode a été utilisée par (Henry et al. 2018) pour réduire le clutter électromagnétique. On peut voir sur la Figure 3-6 qu'elle permet d'extraire la position du mouton. Par contre elle ne permet malheureusement pas de supprimer complètement le signal rétrodiffusé par le couloir. De plus cette méthode a une complexité plus importante ($O(n^3)$) que celle basée sur l'utilisation de la moyenne et de l'écart type du signal. Pour comparaison, en utilisant 3000 estimations 2D (soit une minute de mesure) cela prend 9s en utilisant la moyenne et l'écart type et 249s (environ 4 minutes) en utilisant la décomposition en valeurs singulières (Abdi et al 2007). L'extraction par valeurs singulières ne permet donc pas de réaliser un traitement en temps réel malgré une meilleure extraction du signal utile (le signal provenant des murs étant plus faible que celui issu de la rétrodiffusion par le mouton). Par conséquent, pour les analyses qui suivent, nous avons utilisé la méthode basée sur le calcul de la moyenne et de l'écart type du signal reçu par le RADAR.

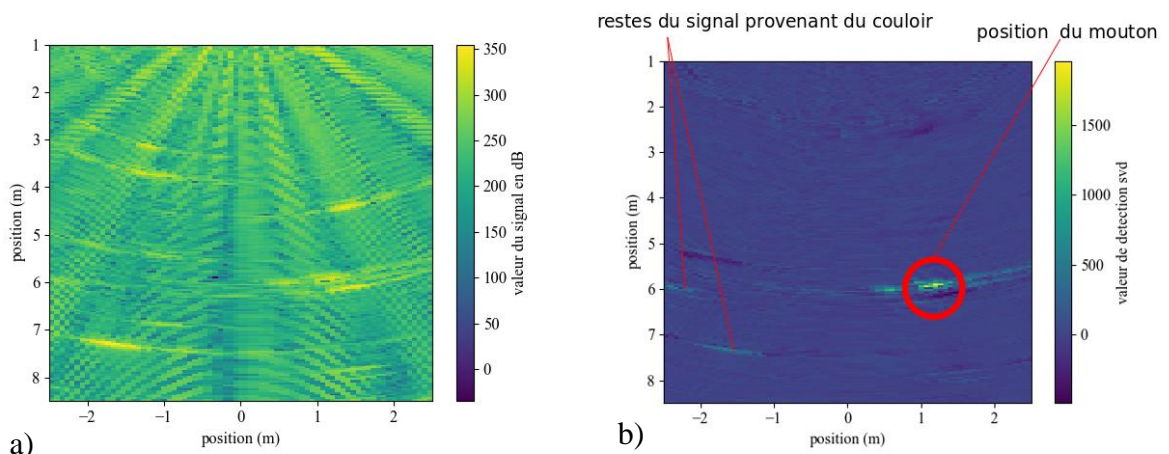


Figure 3-6 - Estimation de la puissance reçue par le RADAR en fonction de la position dans le couloir (a) avant la suppression du signal provenant du couloir et (b) après suppression de ce signal.

Plusieurs autres méthodes de réduction du signal de bruit existent. A l'heure actuelle les algorithmes les plus performants sont des algorithmes d'apprentissage profond. Cependant, ils nécessitent une grande quantité de données pour entraîner un réseau de neurones susceptible de séparer un objet du fond de l'image (Sengupta et al. 2020).

3.2.4.1.2. Traitement des données vidéos

Le modèle utilisé est le réseau de neurones tiny-YOLO (You Only Look Once) il s'agit d'une version du modèle YOLO adapté pour un traitement rapide des données et

permettant de traiter 244 images de 0.17 méga pixels (416x416pixels) par seconde (sur une carte graphique TITAN X (Jeong et al. 2013)). Ce traitement par réseaux de neurones nécessite un entraînement au préalable. Le modèle étant connu et déjà utilisé il suffit d'adapter le réseau. Ce réseau de neurones permet de détecter plus de 9000 classes d'objets, dont des moutons. Et permet de réduire le nombre de données annotées nécessaire de quelques dizaines de milliers à quelques centaines.

Ce réseau de neurones est pré-entraîné sur l'ensemble d'images PASCAL Visual Object Classes Challenge (Everingham et al. 2012) contenant plusieurs milliers d'images, dont des moutons. Mais ce type de réseaux de neurones n'est pas adapté à des calculs sur CPU (central processing unit) et limite la détection dans notre cas à 4 images par seconde (avec des images de taille 720x480pixels).

3.2.4.2. Traitement des données de positions des moutons

Plusieurs méthodes ont été utilisées dans notre travail afin d'extraire des comportements à partir des trajectoires de moutons mesurées :

- (1) utilisation d'extracteur de classes de déplacement
- (2) extraction de changement de comportement par une analyse en ondelettes
- (3) détermination de la surface occupée par le mouton au cours du temps.

3.2.4.2.1. Extraction de classes de comportements

Une méthode d'extraction de comportement a été réalisée en utilisant les trajectoires 2D de chaque mouton. Pour différentes trajectoires des paramètres de déplacement ont été utilisés afin d'extraire des classes de comportement liées à la vitesse de déplacement et à la sinuosité de la trajectoire. Ici nous avons séparé les composantes latérale (dans l'axe de la largeur du couloir) et transversale (dans l'axe de la longueur du couloir) de la vitesse, car un déplacement en direction de l'homme ou des congénères n'a pas la même signification que celle opérée dans l'autre direction. Pour la sinuosité le paramètre choisi est le rapport entre la distance parcourue et la distance entre le point de départ et le point d'arrivée. Ces différentes caractéristiques ont été estimées sur des fenêtres de temps de 1s pour chaque mouton et pour les deux phases d'études. Afin d'en déduire des classes de comportement, une extraction par modèle à base de mélanges de Gaussiennes (Reynolds et al. 2009) a été réalisée sur l'ensemble des intervalles de 1s pour chaque mouton. Cette extraction s'effectue en estimant la moyenne et variance de différentes lois normales permettant de modéliser les données. Le nombre de classes (c'est à dire le nombre de Gaussiennes) à utiliser a été estimé en faisant varier le nombre de noyaux Gaussiens. La discrimination a été réalisée selon le critère d'Akaike (Akaike 1974), on choisit le modèle ayant le score le plus faible.

3.2.4.2.2. Extraction de changement de comportement à partir d'une analyse en ondelettes

La transformation continue en ondelettes (Ryan et al. 1994) consiste ici à filtrer le signal de position du mouton en utilisant des ondelettes comme filtres. Ce type de filtrage est appliqué à plusieurs échelles de temps, permettant ainsi la détection de certains comportements et ceci quelle que soit la durée du comportement. Ici nous avons utilisé

des ondelettes de Ricker (Ricker 1953). Le but est de déterminer les instants auxquels le mouton change de comportement, ce qui peut être estimé en utilisant le spectre décrit par chaque ondelette. Nous avons observé que le nombre de maxima locaux dépend du nombre de changements de comportement, comme illustré sur la Figure 3-7. Pour estimer le nombre de changement dans le comportement de l'animal, nous avons choisi une méthode analogue à (Poirier et al. 2009) et qui consiste à compter le nombre de maxima locaux pour chaque filtrage utilisé. Pour le traitement, nous avons utilisé 128 échelles différentes. Les échelles de temps variant de 1 :1 à 1 :1000, cela représente une fenêtre de temps maximale de 20 secondes. Ce traitement a été appliqué aux positions du mouton pour les deux dimensions X (la position latérale) et Y (la distance au RADAR). Et ceci pour les deux phases de test étudiées (phase 2 et phase 3).

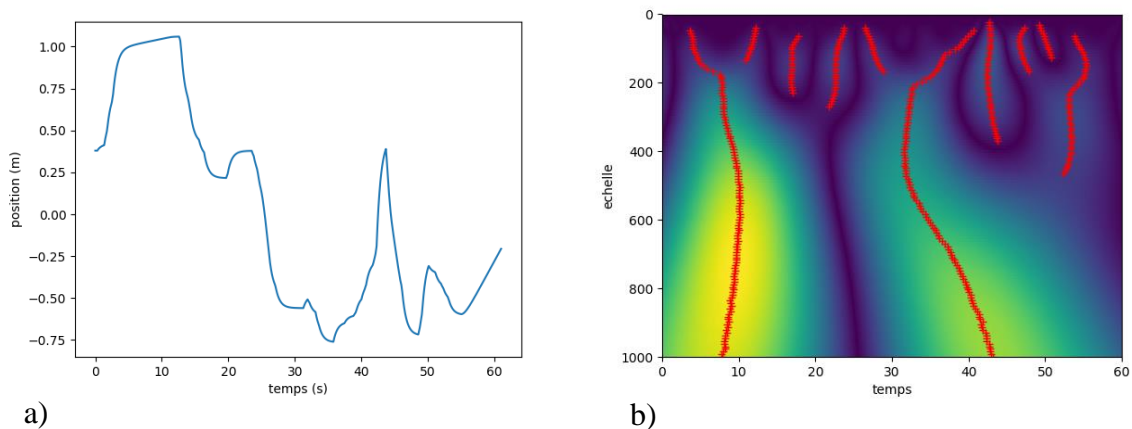


Figure 3-7 - (a) la position latérale du mouton au cours du temps et (b) résultat de l'amplitude de la transformée continue en ondelettes du signal RADAR reçu en fonction du temps et de la taille de l'ondelette (échelle). Les points rouges indiquent les maxima locaux à une échelle donnée

3.2.4.2.3. Détermination de la surface occupée par le mouton au cours du temps à partir de cartes de déplacement

La troisième méthode utilisée consistait à analyser la surface occupée par le mouton dans le couloir. Ceci permet de prendre en compte la position de l'animal au cours du temps (Figure 3-8).

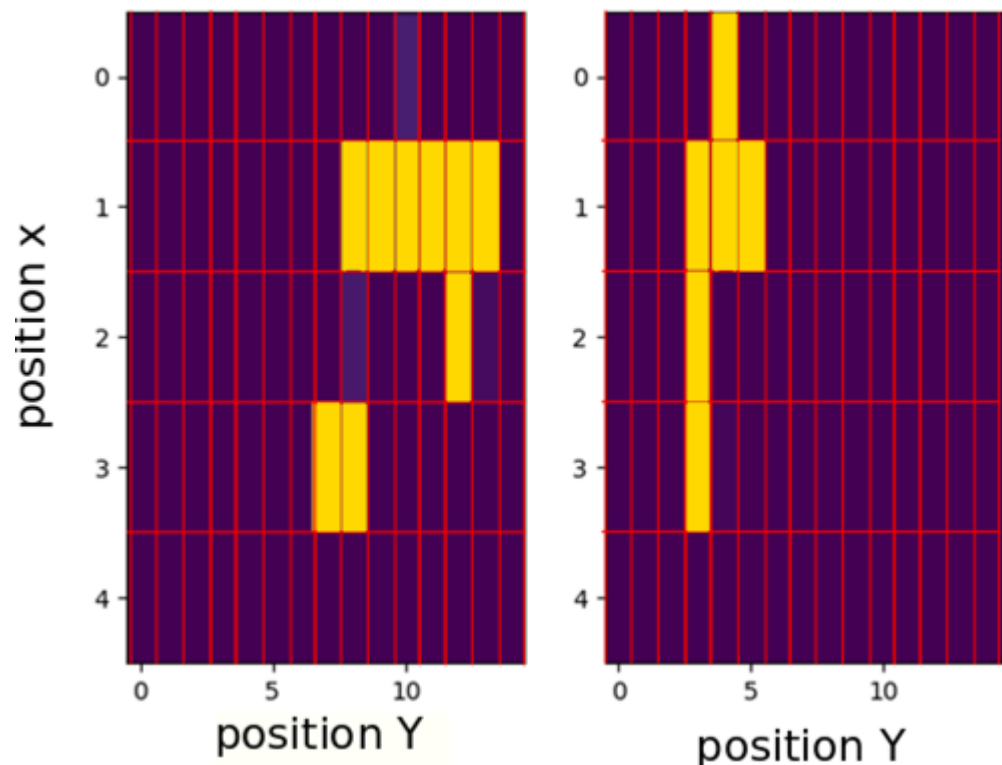


Figure 3-8 - Extraction des différentes zones occupées par le mouton au cours de son déplacement (a) au cours de la phase 2 et (b) au cours de la phase 3. En jaune les zones occupées par le mouton, en rouge le quadrillage utilisé. X est la coordonnée transverse de la zone et Y est la coordonnée longitudinale.

Ici on partitionne le couloir et les positions prises par le mouton au cours du temps en délimitant des zones dans lesquelles on compte le nombre de fois où le mouton est resté. Dans notre cas il a été choisi de séparer le couloir en 16x5 zones (16 selon la longueur du couloir et 5 selon la largeur du couloir). Les zones sont de 44cmx40cm ce qui est de l'ordre de la surface prise par le mouton. Et on compte le nombre de zones dans lesquelles le mouton est passé en supprimant les zones dans lesquelles il n'est pas resté plus de 200ms. Il est possible que des détections soient fausses et comme il n'est pas possible que le mouton reste moins de 200ms dans une zone, ces détections ne sont alors pas prises en compte. On a aussi utilisé un découpage avec une basse résolution en utilisant des zones de 1mx0.67m soit 7x3 zones (7 selon la longueur du couloir et 3 selon la largeur du couloir).

3.2.4.3. Analyses statistiques

3.2.4.3.1. Comparaison entre les différents systèmes de suivi

Nous avons testé la capacité des données RADAR et vidéo à capturer les mêmes informations que les capteurs IR. Dans un premier temps les données utilisées sont un score de proximité, autrement dit la moyenne pondérée du temps passé dans chaque zone donnée par :

$$P_x = \sum_{i=0}^6 t_i w_i \quad (3-6)$$

où t_i est le temps passé en zone i et w_i le poids associé à la zone considérée, à savoir :

$$w_i = \frac{1}{i + 1} \quad (3-7)$$

La zone indicée 0 est la zone la plus proche des congénères et celle indicée 7 correspond au cas où le mouton entre dans l'arène. Plus le score est élevé plus le mouton est proche des autres congénères et/ou de l'homme. Le deuxième score estimé par les capteurs IR est le nombre de zones traversées durant les différentes phases. Pour retrouver un score comparable avec le RADAR ou la vidéo, on estime la vitesse de déplacement du mouton selon la longueur du couloir. Cette vitesse est corrélée au nombre de zones traversées par le mouton. Les corrélations de ces variables (vitesse et score lié au capteur infrarouge et score lié aux mesures RADAR) sont estimées en utilisant le score de corrélation de Pearson (Pearson (1900)), qui permet d'estimer la dépendance d'un paramètre à un autre et donne un score de confiance sur cette dépendance. De plus nous avons comparé la précision des données RADAR et vidéo en utilisant un modèle linéaire général mixte (GLMM, fonction "glmer" dans le paquet "lme4" R (Bates et al., 2014, p. 4)) testant l'effet de la physiologie du mouton sur le taux de fausses détections.

3.2.4.3.2. Analyses des classes de comportement

Nous avons testé l'influence des caractéristiques physiologiques d'agneaux sur les classes de comportement en utilisant des modèles généralisés (GLMM). Ceux-ci ont été estimés à l'aide de l'ensemble "lme4" et "stats" de R. Les modèles ont testé les effets de la phase, de la docilité, du poids, de l'âge, de la sociabilité, du sexe et des interactions doubles de chaque variable avec la phase de test, sur la proportion de temps passé dans des mouvements rapides (classe comportementale 2). L'identité de l'agneau a été incluse comme facteur aléatoire. Nous avons procédé à une sélection de modèles en utilisant toutes les combinaisons de caractéristiques (âge, poids, docilité, sociabilité, sexe et la phase où la mesure RADAR a été effectuée). Nous avons conservé le modèle ayant obtenu le score d'Akaike le plus faible.

3.2.4.3.3. Analyses en ondelettes

Nous avons également testé le résultat donné par la transformation continue en ondelettes en utilisant les mêmes caractéristiques des agneaux (sexe, poids, âge, docilité, sociabilité et la phase où la mesure a eu lieu). Nous avons utilisé un modèle pour l'estimation des caractéristiques en utilisant le déplacement dans les deux directions.

3.2.4.3.4. Analyses des cartes déplacement

Nous avons également testé le résultat donné par l'extraction de la surface occupée par l'animal en utilisant les mêmes caractéristiques des agneaux (sexe, poids, âge, docilité, sociabilité et la phase où la mesure a eu lieu).

3.3. RESULTATS

Les résultats obtenus sont présentés en deux parties. La première partie concerne la comparaison de la capacité du RADAR à déterminer la position de moutons dans l'arène par rapport à la vidéo et aux cellules IR. La seconde partie concerne la détermination de nouveaux estimateurs de comportement en utilisant les trajectoires RADAR obtenues.

3.3.1. Comparaison des résultats issus des différentes méthodes

Tout d'abord, nous avons comparé les données obtenues en parallèle par les trois systèmes de suivi automatisés lors du test du couloir. Nous avons analysé les données de 58 agneaux (29 mâles, 29 femelles) sur les 71 testés, car certains enregistrements ont échoué avec le traitement vidéo, infrarouge ou manuel.

Dans l'ensemble, les données recueillies par le RADAR et la vidéo ont permis de récupérer avec fidélité les informations données par les cellules IR. La proximité des congénères et le taux de croisement des surfaces obtenus avec ces cellules sont positivement corrélés avec les données extraites du RADAR (corrélation de Pearson ; proximité : $r = 0,77$, $p < 0,001$; taux de croisement : $r = 0,87$, $p < 0,001$) et les mesures vidéo (test de corrélation de Pearson ; proximité : $r = 0,91$, $p < 0,001$; taux de croisement : $r = 0,34$, $p < 0,001$). Les corrélations imparfaites entre la proximité et le taux de croisement entre les méthodes de suivi sont principalement dues aux différents points de référence utilisés pour le suivi. En effet, les cellules IR détectent le corps entier de l'agneau, alors que l'analyse des images détecte le centre du corps de l'agneau, et le RADAR détecte la surface de l'animal qui lui fait face.

La comparaison entre les données extraites par l'analyse d'images et des données RADARs montre que les deux systèmes de suivi génèrent de faibles niveaux de fausses détections (une détection est considérée incorrecte lorsque la distance entre l'agneau et sa position estimée est supérieure à la taille du corps de l'agneau). Cependant, le suivi par RADAR a généré moins de fausses détections que le suivi par vidéo (GLMM binomial, $z = -3,595$, $p < 0,001$; Tableau 3-2). Le nombre de fausses détections avec les deux méthodes était faiblement corrélé (test de corrélation de Pearson ; $r = 0,14$, $p < 0,001$), ce qui signifie que les fausses détections avaient des origines différentes. Les fausses détections vidéo résultaient d'un contraste de couleur insuffisant entre l'agneau et le fond, par exemple, lorsque l'agneau était près du mur du couloir (Figure 3-9). Les fausses détections RADAR résultaient de la faible résolution angulaire du RADAR utilisé et des multiples réflexions éventuelles du signal RADAR dans l'environnement (par exemple sur les murs, l'homme, etc.) ce qui peut provoquer une mauvaise estimation de la direction d'arrivée du signal (Figure 3-9). Par conséquent les deux méthodes sont complémentaires. Le suivi RADAR présentait des avantages significatifs par rapport au suivi vidéo en terme de rapidité du traitement des données et la mémoire nécessaire (Tableau 3-2). Chaque mesure RADAR nécessitait en effet environ 6 fois moins de mémoire RAM (Random Access Memory) pour le traitement que les mesures vidéos. Le traitement RADAR était beaucoup plus rapide (une mesure traitée et réalisée

toutes les 20 ms) et permettait l'extraction des données en temps réel. Enfin, le traitement RADAR n'a pas nécessité une phase d'apprentissage avec une collecte importante de données dont l'entraînement peut durer plusieurs heures pour adapter un modèle déjà existant, ou plusieurs jours si le réseau n'est pas pré-entraîné. Par conséquent nous nous sommes par la suite focalisé uniquement sur l'analyse des données RADAR.

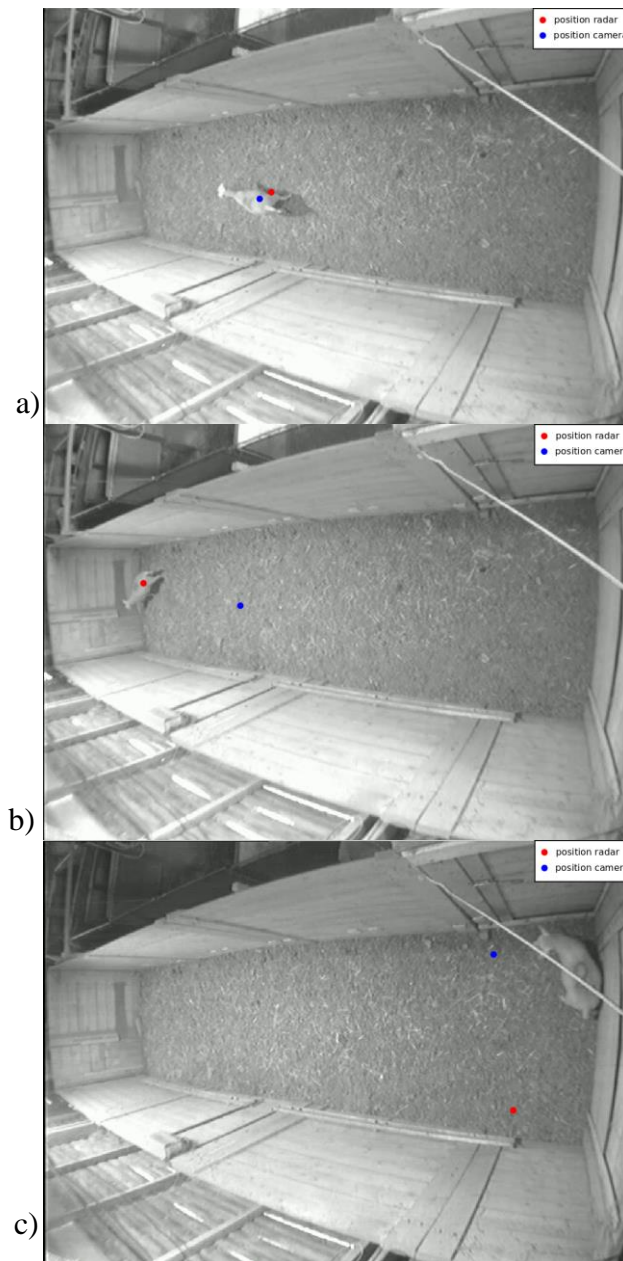


Figure 3-9 - Situations typiques dans lesquelles nous observons de fausses détections par RADAR et par caméra : (a) les deux méthodes donnent des résultats similaires, (b) seule la caméra ne donne pas la bonne position, et (c) les deux méthodes ne permettent pas de détecter l'animal.

Tableau 3-2 - Comparaison des traitements RADAR et vidéo.

Méthode de détection	RADAR	Vidéo
Nombre d'estimations par seconde	50	25
RAM nécessaire pour une mesure (mémoire vive)	151Mo	62Mo
Durée nécessaire pour traiter une mesure	<20ms	250ms
Taux de fausses détections	6%	16%

3.3.2. Définition de nouveaux estimateurs

Le fait de connaître la position du mouton au cours du temps dans le plan horizontal et avec une grande précision spatiale et temporelle par acquisition RADAR permet de calculer de nouveaux estimateurs comportementaux, jusqu'alors inaccessibles.

3.3.2.1. Analyse par classes de comportement

Nous avons d'abord appliqué un traitement pour différencier les classes de déplacement qui composent les trajectoires estimées. Ceci a été réalisé en utilisant des mélanges de Gaussiennes et en identifiant statistiquement les classes de comportement à partir des données de trajectoire. Sur la base du critère d'Akaike, nous avons trouvé quatre classes de comportement (Figure 3-10 a)) :

- La classe 1 (51,3 % des mouvements) était caractérisée par des mouvements nuls ou lents ("mouvements lents").
- La classe 2 (35,48 % des mouvements) était caractérisée par des mouvements rapides avec une faible sinuosité ("mouvement rapide").
- La classe 3 (10,2 % des mouvements) était caractérisée par des mouvements rapides avec une forte sinuosité ("mouvement rapide tortueux").
- La classe 4 (3,01% des mouvements) se caractérise par des mouvements lents avec une sinuosité élevée ("mouvement tortueux lent").

Les deux classes comportementales à forte sinuosité (classes 3 et 4) ne représentaient que moins de 15 % de l'ensemble des mouvements et ne variaient pas d'une phase de test à l'autre (Figure 3-10.b). Nous avons concentré nos analyses sur les mouvements lents et rapides (classes 1 et 2).

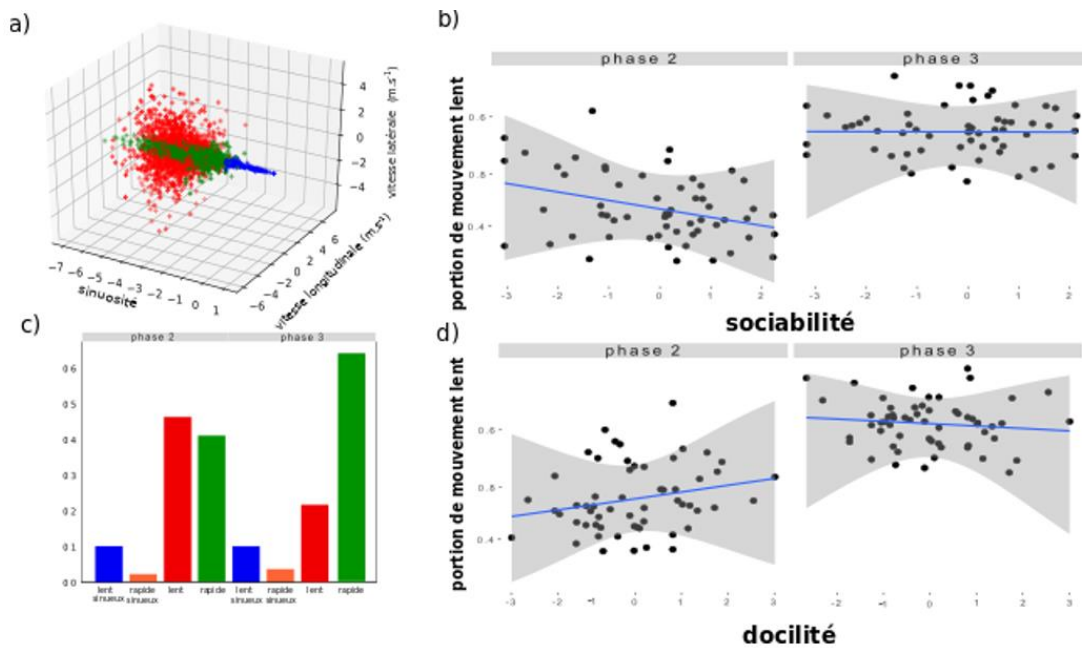


Figure 3-10 - Analyses des classes de comportement. a) Distribution des quatre classes comportementales selon une procédure de modèle de mélange Gaussien, b) Fréquence des classes comportementales pendant la phase 2 et la phase 1 du test du couloir. c). Corrélation entre la proportion de temps passé dans des mouvements lents et le degré de sociabilité des agneaux pendant les phases 2 et 3 (voir détails des modèles dans le Tableau 3-3). d) Corrélation entre la proportion de temps passé dans des mouvements lents et le degré de sociabilité des agneaux pendant les phases 2 et 3 (voir détails des modèles dans le Tableau 3-3).

Nous avons testé les effets des caractéristiques individuelles des agneaux sur le temps passé dans chaque classe de comportement en utilisant les GLMs (Generalized Linear Models). Nous avons sélectionné des modèles avec un maximum d'interactions binaires (les niveaux d'interactions plus élevés ont été exclus en raison du nombre élevé de variables par rapport à la taille de l'échantillon). Les résultats du meilleur modèle (c'est-à-dire ayant le score d'Akaike le plus faible) sont résumés dans le Tableau 3-3. Dans l'ensemble, les mâles, les agneaux plus âgés, les agneaux les plus grands et les agneaux très dociles ont passé plus de temps dans des mouvements rapides pendant la phase 3 que pendant la phase 2 (Figure 3-10.c). En revanche, les individus très sociables ont passé plus de temps dans des mouvements rapides pendant la phase 2 que pendant la phase 3 (Figure 3-10 d).

Tableau 3-3 - Analyses des classes de comportement. Résultats du meilleur GLM (famille binomiale, après sélection du modèle). Le modèle a testé les effets de la phase, de la docilité, du poids, du sexe, de l'âge, de la sociabilité et de l'interaction binaire de chaque variable avec la phase, sur la proportion de temps passé dans des mouvements rapides (classe comportementale 2).

L'identité de l'agneau a été incluse comme facteur aléatoire. Les effets significatifs ($p < 0,05$) sont indiqués en gras. La valeur p étant la probabilité que le paramètre considéré est lié à la variable expliquée.

Variable	Valeur	Standard score	Valeur p
Phase	-1.272453	-102.321	< 0.001
Docilité	-0.134811	-2.725	0.006
Poids	0.042312	0.753	0.451
Sexe	-0.018224	-0.165	0.869
Age	-0.095193	-1.673	0.094
Sociabilité	0.137659	3.596	< 0.001
Phase x Docilité	0.156352	19.868	< 0.001
Phase x Poids	0.046431	5.223	< 0.001
Phase x Sexe	0.068090	3.882	< 0.001
Phase x age	0.078200	8.537	< 0.001
Phase x sociabilité	-0.127900	-20.900	< 0.001

3.3.2.2. Analyse des changements de comportement

Nous avons quantifié les changements de comportement au fil du temps (variation de la vitesse, de la direction ou des deux) en utilisant des analyses en ondelettes. Nous avons testé les effets des caractéristiques individuelles des agneaux sur la fréquence des changements comportementaux en utilisant les GLM et la sélection de modèles (Tableau 3-4). En examinant les mouvements le long du couloir nous avons constaté que les agneaux très sociables ont montré davantage de changements comportementaux que les agneaux peu sociables. Les mâles ont modifié leur comportement plus souvent au cours de la phase 3 qu'au cours de la phase 2. Si l'on considère cette fois-ci les mouvements dans la direction opposée, on constate que les agneaux très dociles ont modifié davantage leur comportement au cours de la phase 3 qu'au cours de la phase 2.

Tableau 3-4 - Résultats issus de l'analyse en ondelettes. Résultats du meilleur GLM (famille Gaussienne, après sélection du modèle). Le modèle a testé les effets de la phase, de la docilité, du poids, du sexe, de l'âge, de la sociabilité et des interactions binaires de chaque variable avec la phase, sur le nombre de maxima en ondelettes. L'identité de l'agneau a été incluse comme facteur aléatoire. Les effets significatifs ($p < 0,05$) sont indiqués en gras.

	Variable	Valeur	Standard score	Valeur p
Ondelettes Longitudinales	Phase	513.352	54.603	<0.001
	Sexe	-11.392	-0.835	0.405
	Poids	2,417	0.349	0.727
	Age	-3,875	0,552	0.582
	Docilité	-3.342	-0,548	0.585
	Sociabilité	17.371	3.679	<0.001
	Phase x sexe	38.656	2.103	0.0403
	Phase x Poids	1.941	0.208	0.836
	Phase x Age	-2.426	-0.257	0.798
	Phase x docilité	1.253	0.152	0.879
Ondelettes Latérales	Phase	-67.0684	-5.68335	< 0.001
	Sexe	-2.70137	-0.21731	0.828
	Poids	-1.28441	-0.203557	0.839
	Age	-0.19318	-0.0302208	0.976
	Docilité	-9.23551	-1.66137	0.100
	Sociabilité	0.669471	0.155654	0.877
	Phase x sexe	27.8832	1.64681	0.106
	Phase x Poids	-5.40654	-0.62904	0.532
	Phase x Age	-1.3442	-0.15443	0.878
	Phase x docilité	17.906	2.36483	0.022
	Phase x sociabilité	7.0736	1.207	0.233

3.3.2.3. Analyse de la surface occupée

Nous avons quantifié la couverture spatiale par chaque agneau (nombre de zones occupées dans le couloir) en utilisant des analyses de cartes thermiques. Nous avons testé les effets des caractéristiques individuelles sur le nombre de zones dans lesquelles

l'agneau a passé plus de 1s en utilisant les GLM et la sélection de modèles. En considérant une grille à faible résolution spatiale (dimension de la cellule : 0,6 x 1m ; Tableau 3 5), nous avons constaté que les agneaux ont utilisé moins d'espace dans la phase 3 que dans la phase 2. Les plus grands individus ont utilisé plus d'espace que les plus petits. En augmentant la résolution spatiale de la grille à la taille du corps d'un agneau (dimension des cellules : 0,44 x 0,40 m, Tableau 3 5), nous avons également montré que les agneaux utilisaient moins d'espace dans la phase 3 que dans la phase 2. Les individus plus âgés ont utilisé moins d'espace. Les individus très sociaux ont utilisé plus d'espace. Les individus très dociles ont utilisé plus d'espace dans la phase 3. Ceci peut être expliqué par le fait que ceux-ci ont moins peur de l'homme et sont moins affectés par sa présence.

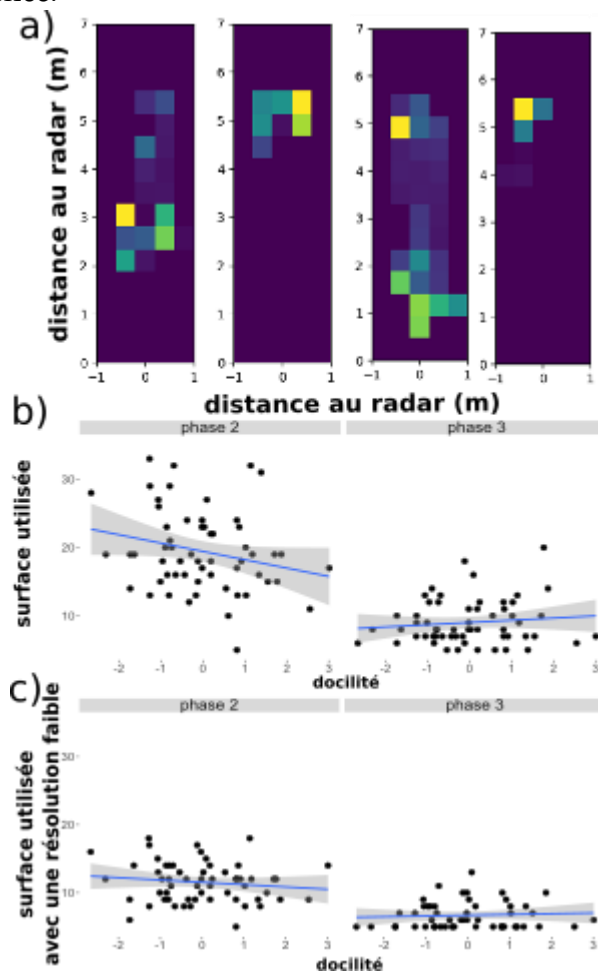


Figure 3-11 - Dépendance du score de surface par vis-à-vis de la docilité. a) exemple de carte de déplacement, b) relation entre la surface occupée et la docilité, c) relation entre la surface utilisée dans le cas d'une résolution plus faible et la docilité. Voir les résultats des modèles sur Figure 3-6).

Tableau 3-5 - Analyses des surfaces occupées. Résultats du meilleur GLM (utilisant une distribution de Poisson, après sélection du modèle par critère d'Akaike). Le modèle a testé les effets de la phase, de la docilité, du poids, du sexe, de l'âge, de la sociabilité et des interactions binaires de chaque variable avec la phase, sur le nombre de zones où l'agneau est resté plus de 1s. L'identité de l'agneau a été incluse comme facteur aléatoire. Les effets significatifs ($p < 0,05$) sont indiqués en gras.

	Variable	Valeur	Standard score	Valeur p
Faible résolution spatiale	Phase	-0.597701	-9.20941	< 0.001
	Poids	0.0615106	1.99628	0.046
	Sociabilité	0.0365622	1.63703	0.102
Haute résolution spatiale	Sexe	0.0188161	0.299427	0.765
	Age	-0.0653912	-2.04381	0.041
	Phase	-0.765708	-14.4685	< 0.001
	Docilité	-0.0837715	-2.665	0.008
	Sociabilité	0.0480015	2.19218	0.029
	Poids	0.0407016	1.27774	0.201
	Phase x docilité	0.0978634	2.15262	0.031

3.3.2.4. Complémentarité entre les estimateurs

Afin de vérifier de la pertinence et la complémentarité de nos nouveaux estimateurs comportementaux pour caractériser les traits de personnalité des moutons, nous avons réalisé une analyse en composante principale en utilisant à la fois les scores obtenus en phases 2 et 3. Les associations sont estimées en utilisant des modèles linéaires. Ces modèles permettent de montrer la dépendance entre ces variables et les scores de comportement (Tableau 3-6). On peut voir que la composante 1 de la PCA augmente avec la sociabilité alors que la composante 2 augmente avec la docilité.

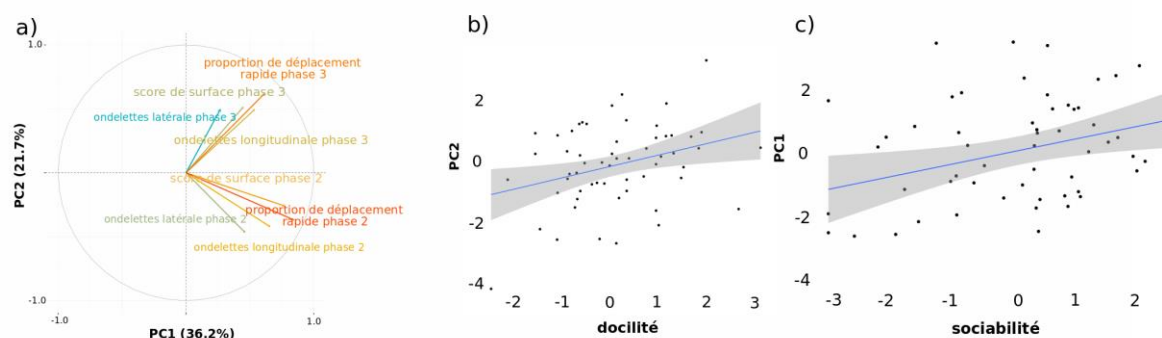


Figure 3-12 - Utilisation des composantes de la PCA avec : a) la dépendance des composantes vis-à-vis des estimateurs, b) dépendance de la composante principale vis-à-vis de la docilité et c) dépendance de la deuxième composante vis-à-vis de la sociabilité.

Tableau 3-6 - Paramètres des modèles explicatifs utilisés pour estimer la sociabilité et la docilité. Les modèles utilisés sont des modèles linéaires.

	Variable	Estimée	Standard score	Valeur p
Docilité	Composante 1	0.2690	2.552	0.0135
	Composante 2	0.1039	-0.764	0.4482
Sociabilité	Composante 1	-0.08116	-0.943	0.3500
	Composante 2	0.28296	2.547	0.0137

Il est ainsi possible, en exploitant les données RADARs, de discriminer les animaux considérés comme sociaux et les plus dociles face à l'homme sur la base des estimateurs obtenus par observations directes d'un expérimentateur.

3.3.3. Détection à plus grande échelle spatiale

Pour augmenter la portée maximale de détection, nous avons sélectionné un RADAR utilisant une fréquence de fonctionnement plus faible (24 GHz au lieu de 77 GHz) dont les caractéristiques sont reportées dans le Tableau 3-7. A la fréquence de 24GHz la bande passante du RADAR utilisée est de 2GHz ce qui permet une résolution (théorique) en distance de 7.5cm. Il est à noter que les mesures ont été réalisées avec un RADAR utilisant peu d'antennes de réception (1) et d'émission (2), ce qui limite la résolution angulaire (à savoir, l'angle limite pour discriminer deux cibles différentes placées à la même distance du RADAR). Les mesures ont été réalisées avec des moutons dans un couloir en milieu extérieur. Un homme était présent dans la zone de suivi pour stimuler le mouvement du mouton (voir exemples sur la Figure 3-13). Il est ainsi possible de détecter le mouton à 40 mètres. On peut donc estimer la position lorsque le terrain le permet. Ces mesures montrent l'utilité du système RADAR dans le cas de détection dans un champ pour, par exemple, détecter les zones non exploitées

par les moutons pour se nourrir. Il serait nécessaire d'utiliser plus d'antennes dans le cas de détections de plusieurs individus.

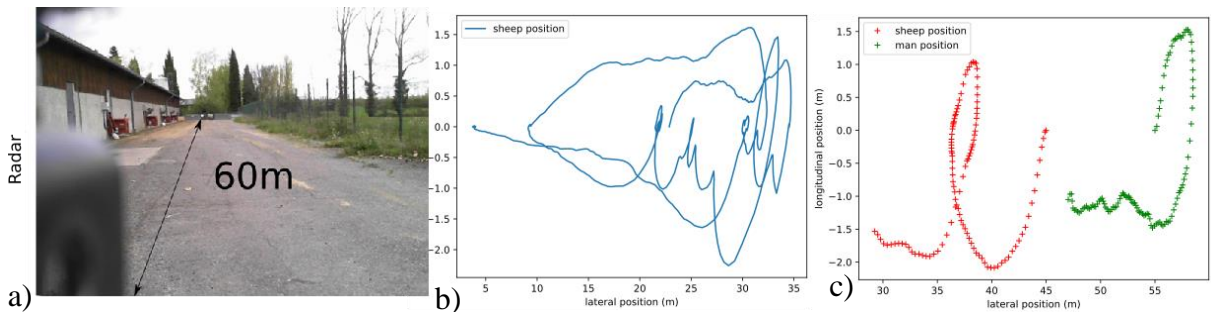


Figure 3-13 - a) Environnement des mesures, b) position d'un mouton se déplaçant seul et c) position de l'homme et du mouton se déplaçant

Tableau 3-7 - Caractéristiques du RADAR utilisé pour la détection de moutons

Fréquence de fonctionnement	24 GHz
Largeur de Bande	800MHz
Puissance émise	20 dBm (100mW)
Angles d'ouverture	Pour les antennes de réception et d'émission : 58° (plan H) 24°(plan E)
Durée entre deux mesures	30ms
Nombre d'échantillons	1024
Fréquence d'échantillonnage	204kHz
Nombre de couples d'antennes	2

3.4. CONCLUSION DU CHAPITRE 3

L'étude du comportement animal pour le phénotypage de masse nécessite d'enregistrer et d'analyser de très grands jeux de données de manière automatique. A ce jour, aucune méthode n'est satisfaisante pour le déploiement à grande échelle. Dans ce chapitre, nous avons introduit un nouveau système de suivi automatisé des trajectoires 2D de moutons utilisant un RADAR FMCW fonctionnant à 77GHz et 24GHZ. Ce système est non invasif et permet un traitement rapide des données. Nous montrons qu'il est avantageux en termes de précision et de vitesse de calcul par rapport aux cellules à infra-rouge ou à la vidéo. Nous démontrons également qu'il permet d'obtenir de nouveaux estimateurs comportementaux corrélés avec des traits comportementaux d'intérêt. Ce système est parfaitement adapté à la collecte de grands ensembles de données comportementales de manière automatisée. Il peut être appliqué en pratique pour suivre le comportement d'un groupe d'animaux, permettant ainsi de favoriser certains comportements par sélection individuelle pour la production animale de précision.

3.4.1. Le RADAR système est avantageux par rapport aux autres méthodes

Notre système d'acquisition a le grand avantage de pouvoir effectuer des mesures précises en grand nombre. La preuve de concept est fournie dans le cas de tests de routine chez les moutons dans le cas de sélections génétiques divergentes. Contrairement à la détection vidéo, il n'est pas nécessaire d'entraîner un réseau neuronal s'appuyant sur un grand nombre d'annotations vidéo et une grande puissance de calcul pour adapter et appliquer ce réseau. De plus, cette méthode ne dépend pas de la luminosité de la scène et peut être utilisée dans d'autres contextes. Sa rapidité de traitement fait que l'estimation RADAR de la position d'un mouton peut être appliquée en temps réel. Comme attendu, le système RADAR génère des résultats conformes à ceux apportés par l'analyse manuelle classiquement utilisée par cellules à infrarouge. En particulier nous avons constaté que les moutons ont tendance à se déplacer davantage dans la phase 2 que dans la phase 3. Ces animaux dociles ont tendance à moins se déplacer au contact de l'homme. Ce qui est en accord avec des résultats précédents (Boissy et al. 2002) qui ont montré que les animaux dociles ont une réaction moins vive face à l'homme et donc ont tendance à moins se déplacer lorsqu'un homme est présent.

3.4.2. Le système RADAR permet de calculer de nouveaux estimateurs comportementaux

Notre traitement des données RADAR a permis de développer de nouveaux paramètres comportementaux jamais calculés auparavant. En effet, nous avons extrait de nouveaux estimateurs comportementaux déterminant le type de mouvement du mouton dans le temps, la distance parcourue et leur amplitude spatiale. Ces nouveaux paramètres sont liés aux traits comportementaux d'intérêt (sociabilité et docilité) précédemment estimés par des mesures directes par les expérimentateurs (Ricard et al. 2018). Par exemple, nous sommes en mesure d'estimer le caractère erratique des déplacements, la distance parcourue au cours du temps et la surface totale couverte par le mouton lors de ses déplacements. Ces estimateurs peuvent être combinés pour estimer la docilité et la sociabilité des animaux. De plus il est possible avec notre méthode d'analyser les déplacements d'un mouton sur des distances de plusieurs dizaines de mètres.

3.4.3. Limites de notre approche et perspectives

Notre étude constitue une preuve de concept montrant que la méthode proposée est très prometteuse pour le phénotypage de masse en production animale afin de trier les individus les plus dociles et les plus sociaux dans des tests comportementaux préétablis. Des études futures devront utiliser cette approche utilisant des RADARs FMCW avec un plus grand nombre d'individus et une plus grande variabilité comportementale pour confirmer ou infirmer nos observations sur notre échantillon de 62 moutons.

Des développements futurs pourront aussi contribuer à améliorer le système de suivi et à étendre son application à d'autres contextes. Premièrement, le fait de placer le RADAR derrière un des murs de l'arène induit une dégradation du signal, le mur rétrodiffusant en direction du RADAR un écho indésirable. En utilisant des matériaux absorbant les ondes émises par le RADAR, il serait possible de réduire sensiblement le clutter électromagnétique. Ensuite, la détection par RADAR FMCW peut être améliorée en plaçant le RADAR à un endroit plus favorable pour les mesures. En effet, dans notre cas, il a été nécessaire de placer le RADAR à 1 mètre de la zone d'étude. Mais avec d'autres antennes et un angle d'ouverture plus important, le RADAR aurait pu être placé au bord du couloir.

Nous avons également démontré qu'il est possible d'analyser les déplacements d'un mouton situé à plusieurs dizaines de mètres (jusqu'à environ 40m) en utilisant un RADAR fonctionnant à une fréquence plus de 24GHz. Il est possible d'améliorer la détection RADAR dans ce contexte en utilisant plusieurs antennes. Un plus grand nombre d'antennes permettrait en effet d'améliorer la résolution angulaire du RADAR et d'augmenter aussi le rapport signal sur bruit (le nombre d'estimations faites augmentant avec le nombre de couples d'antennes).

Dans un avenir proche, les RADARs FMCW pourrait avantageusement être utilisés pour suivre des individus en groupe sur de plus longues distances en plein champ. En outre, pour détecter un grand nombre d'individus, il est possible d'améliorer le traitement du signal RADAR en utilisant le traitement par apprentissage profond comme expliqué en annexe 7.4. Cependant cela nécessiterait l'utilisation d'une grande quantité de données annotées pour adapter le réseau neuronal.

4. SUIVI RADAR D'INSECTES VOLANTS

4.1. INTRODUCTION

Les insectes pollinisateurs assurent un service écosystémique vital au maintien de la biodiversité et à la sécurité alimentaire. En collectant le nectar des fleurs pour se nourrir, ils transportent le pollen de fleurs en fleurs, assurant ainsi la reproduction des plantes. Les insectes pollinisateurs sont ainsi impliqués dans la reproduction de près de 80% des plantes terrestres sauvages et cultivées, un service économique estimé à 6 milliards d'euros par an (Gallai et al. 2009).

Cependant, malgré plusieurs millénaires de domestication et plus d'un siècle de recherches sur le comportement des insectes (Von Frisch 1967), des questions sur le comportement des insectes restent ouvertes comme par exemple sur les interactions de ceux-ci en vol ou leur impact sur la prolifération ou non des plantes dans l'environnement. Ceci est dû à la difficulté de suivre le comportement des individus en détails sur de longues échelles spatiale et temporelle. On estime, par exemple, qu'une abeille domestique peut visiter une centaine de fleurs et parcourir jusqu'à dix kilomètres à une vitesse de 20km/h pour collecter assez de nectar et revenir nourrir sa colonie à la ruche, et ceci plusieurs fois par jour pendant plusieurs semaines, tout cela avec un cerveau de seulement 1 million de neurones (Von Frisch 1967). Par conséquent la plupart des travaux sur les déplacements des abeilles en milieu extérieur se sont focalisés sur la façon dont les butineuses apprennent à développer des routes entre leur nid et une ou quelques plantes artificielles (nourrisseurs) (Menzel et al. 2005 ; Lihoreau et al. 2012), ce qui est probablement très éloigné d'une tâche de butinage à laquelle elles font face en conditions naturelles.

Développer des outils de poursuite (ou *tracking*) pour étudier le comportement des insectes pollinisateurs est primordial pour mieux comprendre l'intelligence animale et mesurer l'impact du comportement des insectes sur la pollinisation. Il est nécessaire d'avoir des estimateurs de position fiables permettant de créer des bases de données de grande qualité et de grande quantité pour étudier le mouvement des différents animaux et ainsi de mieux comprendre leur comportement et leurs interactions avec les différents individus d'un même groupe. Cette recherche fondamentale est d'autant plus importante dans le contexte actuel du déclin massif des insectes observés depuis une cinquantaine d'années suite aux pressions environnementales liées aux activités humaines (pesticides, pollutions, réchauffement climatique, destruction des habitats, introduction de maladies et prédateurs exotiques, etc).

L'objectif de notre étude dans ce chapitre est le développement d'une méthode de détection simultanée de plusieurs insectes volants dans des environnements variés. Cette méthode devra résoudre les problèmes des méthodes existantes. Pour détecter des insectes volants, des RADARs FMCW à ondes millimétriques (77 GHz) sont testés dans une première partie. La seconde partie décrira la détection RADAR 3D de ces insectes en couplant un balayage mécanique et un balayage électronique du faisceau RADAR. Les limites de notre approche seront décrites et des mesures démontrant la possibilité de la détection 3D seront présentées et analysées. Pour finir des pistes d'amélioration de la technique RADAR proposée seront envisagées.

4.2. METHODES POUR LA DETECTION DES INSECTES VOLANTS

Historiquement, des tags ont facilité l'identification et le suivi des animaux. Ces tags sont exemple des points de peintures ou des étiquettes en papier numérotées (Lihoreau et al. 2016). Cette approche est relativement fiable mais nécessite de re-capter fréquemment les animaux et ne fournit pas de données plus précises que le moment et le lieu de la recapture par un expérimentateur humain. Les progrès technologiques permettent désormais d'enregistrer numériquement les mouvements des animaux. Les radiofréquences et la télémétrie par satellite ont révolutionné le domaine de l'écologie du mouvement en permettant de recueillir des données de haute précision sur l'utilisation des domaines vitaux ou les mouvements migratoires des grands animaux, tels que les mammifères ou les oiseaux (Abileah et al. 1996), (Cadahía et al. 2010). Les techniques de suivi automatisé et les vastes ensembles de données comportementales multidimensionnelles qu'elles génèrent peuvent fournir une description riche et de plus en plus nuancée du comportement des animaux confrontés à des défis environnementaux. Toutefois, ces approches sont limitées par le besoin de batteries, dont le poids limite la taille de l'animal qui peut être suivi (on ne peut par exemple pas accrocher des balises GPS -Global Positioning Système- à des insectes). C'est le cas des insectes volants qui sont souvent trop petits pour porter des tags actifs ou être détectés par des dispositifs de pistage sur de longues distances (par exemple les abeilles, les mouches, les papillons, les papillons de nuit, les frelons, les libellules, les criquets). Nombre de ces insectes sont des pollinisateurs ou des espèces nuisibles et suscitent l'intérêt des chercheurs. Ces dernières années, nous avons assisté au développement de techniques de suivi automatisé qui ne nécessitent pas l'équipement des insectes avec des tags actifs (Reynolds et al. 2002). Ces différentes technologies ont été utilisées avec succès pour explorer différents aspects du comportement des insectes volants. Par exemple, la vision par ordinateur est maintenant couramment utilisée pour étudier les mouvements des insectes à petite échelle en 3D dans des Laboratoires de recherche en neurosciences sur les mouches (Straw et al. 2011) ou les abeilles (Lihoreau et al. 2016) pour ne citer que ces exemples. Les technologies RADAR ont également été utilisées pour étudier le comportement 2D des insectes sur de plus grandes échelles spatiales en milieu naturel, par exemple pour révéler le comportement de navigation des abeilles (Capaldi et al. 2000, Lihoreau et al. 2012, Woodgate et al. 2017) ou pour enregistrer des essaims de parasites (Chapman et al. 2003), mais avec une précision spatio-temporelle relativement faible (plus d'un mètre de précision pour une estimation de la position toute les 3 secondes) et des capacités limitées d'identification des animaux (1 individu à la fois ou essaims d'individus non discriminables). Par ailleurs, toutes ces approches nécessitent l'utilisation de zones expérimentales libres de tout encombrement (i.e. pas d'obstacles tels que des arbres ou des buissons) et ne permettent pas de quantifier le comportement des animaux dans de nombreux environnements naturels.

4.2.1. Enregistrements de passages à proximité d'un capteur

Pour les insectes volants, différentes techniques sont utilisées en fonction de leur objectif de l'étude et visent à estimer la position de l'insecte dans son nid ou pendant le vol (Tableau 4-1). Pour ce qui est de l'estimation dans le nid, les méthodes les plus utilisées sont basées sur la détection vidéo. Cette technique permet de suivre un individu cible en retraçant sa trajectoire au cours du temps (Khan et al. 2004, Maitra et al. 2009). Elle permet également de suivre individuellement un insecte dans un groupe et présente l'avantage de ne pas nécessiter de tags ou de rentrer en interaction avec l'insecte testé. Le principal problème de cette méthode est lié au fait que les individus n'ont pas de tags, de sorte que si l'algorithme de suivi perd la trace d'un individu il ne peut le retrouver facilement. Pour pallier ce problème, il est possible d'utiliser des Qr codes comme marqueurs visuels (Wild et al. 2018) qui sont ensuite détectés par une caméra permettant de récupérer la position d'un individu lorsque ce dernier n'a plus été détecté par la caméra. Ces Qr codes permettent de détecter un individu avec une probabilité de 99.97% limitant ainsi les pertes de données. L'inconvénient de ce type de mesure est la nécessité de devoir enregistrer des fichiers vidéo de grande taille pour permettre l'extraction des positions dans le nid. Pour des détections à petite échelle spatiale l'utilisation de tag RFID (RadioFrequency IDentification) permet de détecter le passage des individus avec un tag sous un lecteur (Ohashi et al. 2010). Ces détecteurs de tags ne permettent que d'avoir des points de passages de l'insecte. Cette méthode nécessite aussi d'avoir plusieurs détecteurs car, suivant l'orientation de l'insecte, la détection ne peut avoir lieu. Pour obtenir un taux de détection supérieur à 80% deux capteurs peuvent être utilisés. Ces capteurs ont une portée d'environ 3mm pour pouvoir détecter des tags RFID adaptés à la taille des insectes.

4.2.2. Enregistrement de nuées

Dans le cas de la détection d'essaim une première méthode consiste à utiliser un LIDAR (Light Detection And Ranging) et une lumière laser dont la réflexion sur l'insecte est infime et ne permet que de détecter des groupements denses d'insectes. Cette méthode a été utilisée pour détecter un essaim d'abeilles à environ 1 kilomètre du capteur (Bromenshenk et al. 2003). Elle est utilisée sur des abeilles entraînées à détecter des explosifs et les localiser. Une autre méthode permettant de repérer des essaims d'insectes est l'utilisation de RADARs Doppler initialement développés à des fins météorologiques. Avec cette approche, la détection peut se faire à 100 kilomètres et permet l'estimation et la masse des nuées d'insectes, la précision étant d'environ 15 milligrammes à 1200 mètres (Chapman et al. 2003). L'estimation se fait en déterminant le nombre d'individus par $1000m^3$. Cela permet de suivre l'évolution des nuées d'insectes à grandes distances.

4.2.3. Enregistrement de trajectoires individuelles

La détection par caméra vidéo peut aussi être intéressante dans le cas de l'estimation de trajectoires d'individus en particulier. Cependant, la portée reste faible (de l'ordre de quelques mètres) pour plusieurs raisons. La première est due au fait que l'environnement peut détériorer la détection en créant des ombres variant au cours du temps. Ce qui rend difficile la suppression de l'arrière-plan. De plus la taille des insectes étant petite (quelques centimètres maximum) la portion de l'insecte dans une image est faible et à trop grande distance elle ne peut plus être détectée (par exemple un bourdon a une taille angulaire relativement faible de l'ordre de 1° à 1m). Il est nécessaire d'avoir des images en haute définition pour estimer la position de l'insecte et des caméras suffisamment rapides pour déduire sa trajectoire. Dans le cas d'un environnement contrôlé (par exemple en Laboratoire), il est possible d'estimer l'orientation de la tête du bourdon au cours du temps, ce qui permet d'étudier la perception visuelle de l'environnement par le bourdon (Boeddeker et al. 2015). Mais cela nécessite que le fond de l'image soit uniforme et que le bourdon ne se déplace que dans un volume restreint (comme par exemple dans un volume de 195cm x 50cm x 200cm). Une des méthodes pour estimer la position d'un insecte dans un environnement non contrôlé (en milieu naturel) avec des caméras est décrite par Chiron et al. (2013). Cette méthode permet une estimation en 3D de la position de l'insecte en utilisant deux caméras. Le principal défaut de cette technique est la détection de cibles fantômes due à la détection d'ombres dans l'image prises pour des cibles. Le volume de détection reste faible et représenté par un cube de 600mm d'arête et permet 60 détections par seconde. Pour avoir une détection à plus grande échelle il est nécessaire d'amplifier artificiellement la cible à détecter soit en considérant un ensemble d'insectes soit en attachant aux insectes un tag (actif ou passif) et en utilisant un RADAR harmonique (Psychoudakis et al. 2008). Le principe du RADAR harmonique consiste à émettre un signal à une certaine fréquence. A la réception de ce signal, la cible, grâce à son tag, réémet un signal dont la fréquence est doublée. Ce signal est alors reçu et traité par le RADAR. Un balayage mécanique du faisceau RADAR est réalisé dans un plan (détection dans un plan). Il permet d'estimer à la fois le temps de vol de l'onde émise par le tag (et donc la distance entre l'insecte et le RADAR) mais aussi la position angulaire de l'insecte dans un plan. Cette approche nécessite tout de même d'avoir une antenne d'émission directive de quelques dizaines de dBi de gain ($28.5dBi$ (Milanesio et al. 2016)) et des fortes puissances d'émission de quelques dizaines de kW ($\sim 25kW$). De plus cette méthode ne permet de détecter qu'un seul individu à la fois. En effet les résolutions temporelle et spatiale (1 détection toutes les 3 secondes) est sont trop faibles pour distinguer la trajectoire de plusieurs insectes à la fois.

4.3. OBJECTIFS DE L'ETUDE

Malgré toutes les avancées technologiques (Tableau 4-1), de nombreux aspects du comportement des insectes volants restent inaccessibles. La navigation 3D est-elle importante pour les mouvements à grande échelle ? Comment les animaux interagissent-ils socialement ou de manière compétitive lorsqu'ils cherchent de la

nourriture ? Comment ces animaux font-ils face à un environnement très encombré tel qu'une forêt ? Ces données permettraient aussi d'étudier l'influence des nuisibles introduit par l'homme comme le frelon asiatique en Europe.

Notre objectif est donc de développer une méthode de détection fiable permettant de mesurer la position d'un insecte dans l'espace ne nécessitant pas d'équiper l'individu à tester avec un tag ou un transpondeur. Cette méthode doit pouvoir estimer avec précision la position et de distinguer la trajectoire de plusieurs insectes non taggués. Pour atteindre cet objectif, nous avons proposé d'utiliser des RADARs FMCW à ondes millimétriques. J'ai réalisé cette étude sur le bourdon commun (*Bombus terrestris*) qui est un insecte pollinisateur majeur, modèle d'étude en éthologie et écologie du mouvement, et qui présente de nombreux avantages pour l'expérimentation en Laboratoire.

Tableau 4-1 - Récapitulatif des principales méthodes de détection des insectes volants

Technologie	Volume de détection (m ³) ou portée (m)	Résolution spatiale	Nombre d'estimations de position par seconde	Tag	Environnement	Nombre de cibles détectées	Référence
Optique	< 1m ³	quelques cm	entre 60 et 150	non	contrôlé	< 25	Psychouda kis et al. 2013
RADAR harmonique	< 900m	> 1.5m	0.3	oui	quelconque	1	Psychouda kis et al. 2008
RADAR Doppler	< 100km	—	—	non	sans obstacles	nuée	Chapman et al. 2003
LIDAR	~ 1km	—	—	non	sans obstacles	nuée	Bromensh enk et al. 2003
RFID	< 1cm	—	—	oui	détection de passage	illimité	Ohashi et al. 2010

4.4. MATERIEL ET METHODES

4.4.1. Choix du RADAR

Plusieurs études ont été réalisées pour estimer la surface équivalente RADAR (SER) d'insectes (Hobbs et al. 2006, Aumann et al. 2018). Menées à des fréquences se situant entre 10GHz et 24GHz, elles ont montré que la SER d'un bourdon était de l'ordre du centimètre carré. L'étude la plus avancée sur cette estimation a été réalisée par (Hobbs et al. 2006) dans laquelle la SER est mesurée en fonction de la polarisation de l'onde incidente sur le bourdon. Pour des cibles dont la taille et la masse sont voisines de celles d'un bourdon, la variation de la SER en fonction de l'orientation de la cible est représentée sur le Figure 4-1.

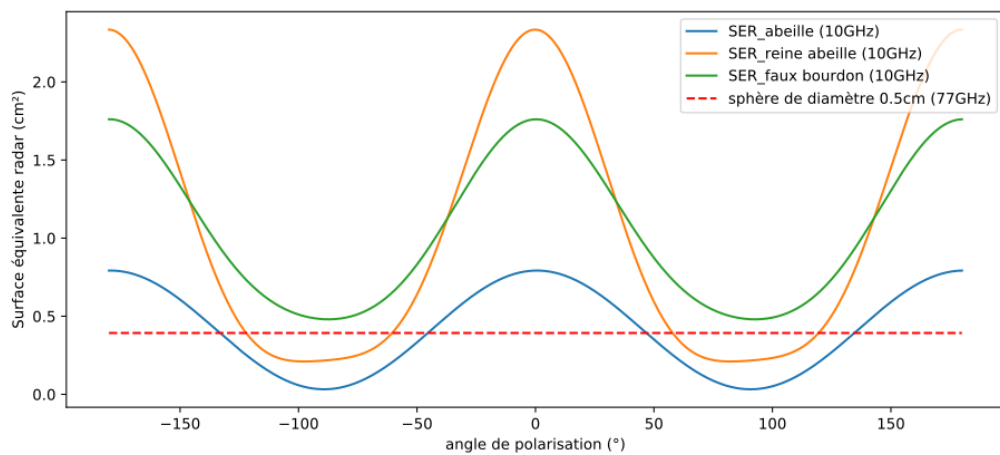


Figure 4-1 - SER de différentes cibles en fonction de l'angle de polarisation, l'angle 0° étant celui pour lequel la SER est maximale (adapté de Hobbs et al. 2006)

Nous avons réalisé des mesures de l'écho RADAR de bourdons à des fréquences de 24GHz (en utilisant le RADAR décrit dans Simon et al. 2014), à 77GHz (en utilisant le RADAR décrit dans Haderer et al. 2008) et à 122GHz (en utilisant le RADAR décrit dans Öztürk et al. 2017). De plus, pour une fréquence donnée, nous avons déterminé le diamètre que devait avoir une sphère métallique immobile pour présenter un écho RADAR voisin de celui d'un bourdon statique.

Dans le cas des RADARs 24GHz et 122GHz on utilise un moteur pour balayer mécaniquement le faisceau RADAR et pouvoir ainsi pointer en direction des cibles d'intérêt. Les cibles sont suspendues à un fil fin permettant de limiter le signal rétrodiffusé par le système de maintien. Pour ce qui est de la détection par le RADAR 77GHz le balayage 2D du faisceau RADAR n'est pas nécessaire, étant donné que ce dernier réalise un balayage électronique du faisceau. La mesure de l'écho RADAR est, dans le cas des RADARs 24GHz et 122GHz, réalisée à partir d'une transformée 1D de Fourier et dans le cas du RADAR 77GHz, à partir d'une transformée 2D de Fourier (voir le paragraphe 2.4.2). Les caractéristiques des différents RADARs sont présentées dans le Tableau 4-2. L'antenne d'émission du RADAR 24GHz est une antenne cornet circulaire et l'antenne de réception est un cornet rectangulaire. Les caractéristiques de ces antennes sont présentées dans le Tableau 4-3. Pour ce qui concerne le RADAR à 122GHz, une lentille électromagnétique est utilisée pour assurer un faible angle d'ouverture (8°).

Tableau 4-2 - Caractéristiques principales des RADARs utilisés pour effectuer les détections de bourdons.

	RADAR 24 GHz (Simon et al. 2014)	RADAR 77GHz (Haderer et al. 2008)	RADAR 122GHz (Ozturk et al. 2017)
Fréquence de fonctionnement	23.8GHz	77GHz	122GHz
Bande de modulation	2GHz	3GHz	6.9GHz
Puissance d'émission	100mW	10mW	~4mW
Angles d'ouverture	6° pour l'émission 14° à 21° pour la réception	~51° pour le plan H ~12° pour le plan E	8°

Tableau 4-3 - Caractéristiques des antennes de réception et d'émission utilisées par le RADAR FMCW à 24GHz (Simon et al. 2014).

	Antenne d'émission	Antenne de réception
Fréquence d'utilisation	22-25GHz	18-26.5GHz
Gain	28dBi	18-20.9dBi
Angle d'ouverture	6° (plans E et H)	14 - 21° (plans E et H)

4.4.1.1.1. Mesures réalisées avec le RADAR FMCW fonctionnant à 24GHz

Des mesures ont été réalisées avec le RADAR FMCW fonctionnant à 24GHz. Les cibles sont placées à 2.2 m (J'ai observé qu'en deçà de 2 m, le RADAR 24GHz utilisé ne détectait pas les cibles d'intérêt). Pour balayer mécaniquement la scène, un moteur est utilisé : il permet d'orienter le faisceau RADAR de -10° à 10° en élévation et en azimut de part et d'autre de la direction de la cible. La détection d'un bourdon n'a pas été possible avec ce RADAR, comme on peut le voir sur la Figure 4-2. La puissance du signal reçu était certainement sous le seuil de sensibilité du RADAR.

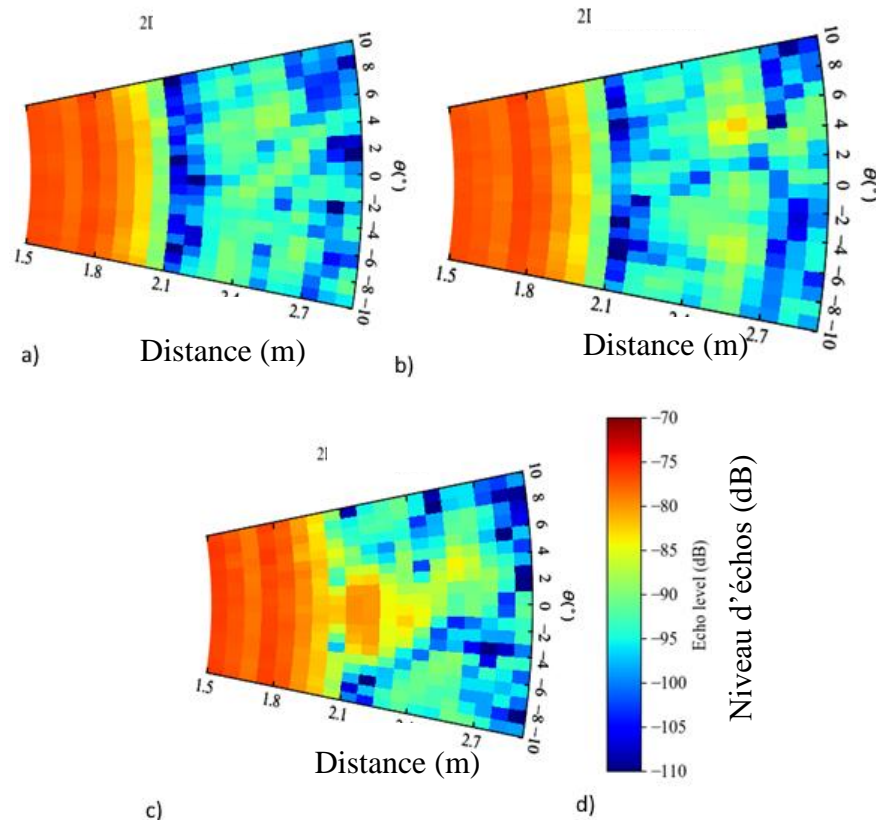


Figure 4-2 - Echo mesuré par le RADAR FMCW fonctionnant 24GHz en fonction de la direction et de la distance dans le plan horizontal : (a) en absence de bourdon, (b) en présence d'un bourdon placé à 2.2m en face du RADAR, (c) en présence d'une sphère de 5cm de diamètre mise à la place du bourdon, (d) code des couleurs (niveau en dB) utilisé pour les figures (a), (b) et (c) . Le fort niveau d'écho obtenu à des distances inférieures à 2 mètres est le résultat du couplage électromagnétique inter-antennes.

Il semble toutefois possible de détecter des insectes en utilisant des RADARs à onde continue fonctionnant à 24 GHz (Aumann et al. 2018). Les mesures dans cet article ont été réalisées avec des abeilles domestiques dont la taille est plus petite que celle considérée dans nos travaux, la SER étant de l'ordre de -53dBsm (soit celle d'une sphère métallique de 3.9mm de diamètre).

4.4.1.1.2. Mesures réalisées avec le RADAR FMCW fonctionnant à 77GHz

Des mesures ont été réalisées avec le RADAR fonctionnant à 77GHz. Ce RADAR utilise 4 antennes en réception et 8 antennes en émission et permet en principe d'estimer la position des bourdons dans un plan. Les mesures ont été effectuées en chambre anéchoïque avec des bourdons morts et des sphères métalliques. La détection a été rendue possible en utilisant l'algorithme classique de traitement du signal RADAR décrit par (Van Veen et al. 1988). La mesure était réalisée en 10ms en utilisant les 4 antennes d'émission et en 1 milliseconde en utilisant une seule antenne d'émission. L'écho RADAR associé à un bourdon était voisin de celui d'une sphère métallique de 0.5cm de diamètre placée à l'endroit du bourdon (cet écho variait cependant d'un bourdon à l'autre).

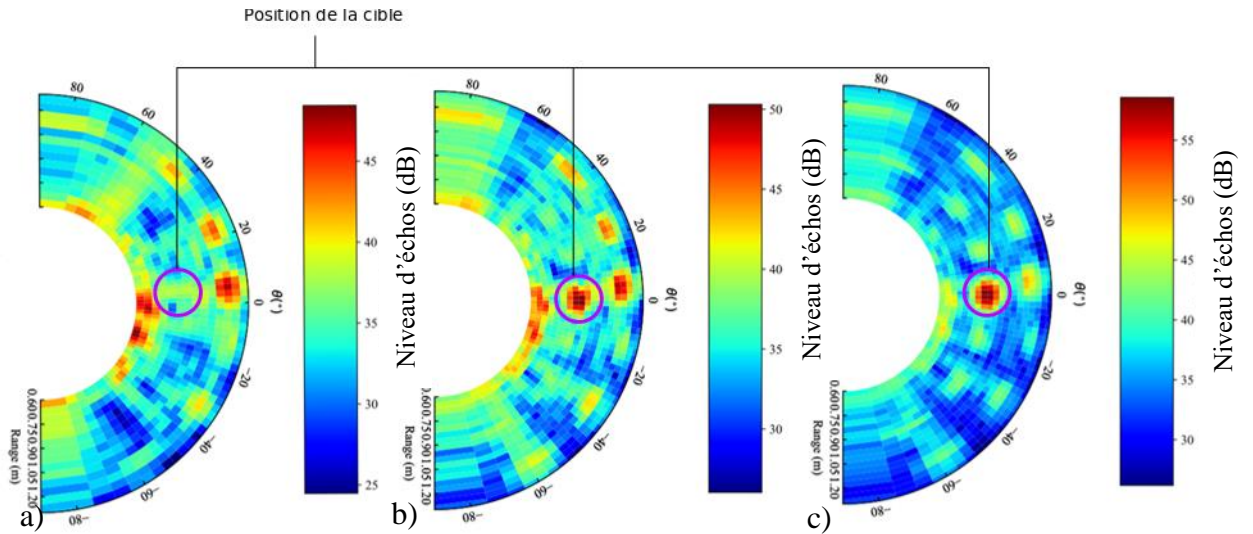


Figure 4-3 - Echo RADAR mesuré par le RADAR FMCW fonctionnant à 77GHz en fonction de la direction et de la distance dans le plan horizontal : (a) en absence de bourdon, (b) en présence d'un bourdon placé à 0.9m en face du RADAR, (c) en présence d'une sphère de 1.5cm de diamètre mise à la place du bourdon, (d) code des couleurs (niveau en dB) utilisé pour les figures (a), (b) et (c) .

4.4.1.1.3. Mesures réalisées avec le RADAR FMCW fonctionnant à 122GHZ

Des mesures ont été réalisées pour estimer la capacité d'un RADAR utilisant une fréquence porteuse de 122GHz à détecter un bourdon. Le seul RADAR à notre disposition à cette fréquence est un RADAR de la société SiliconRADAR (Ozturk et al. 2017). Ce RADAR n'ayant que deux antennes (une antenne à l'émission et une antenne à la réception), il permet en l'état d'estimer seulement la distance qui sépare le RADAR de la cible (et non la position 3D de la cible). Plusieurs mesures ont été réalisées pour tester la capacité de ce RADAR à détecter un bourdon (Figure 4-4). Les bourdons et les sphères métalliques étaient placés à 90cm en face du RADAR et le balayage mécanique du faisceau RADAR allait de -10° à 10° en élévation et en azimuth de part et d'autre de la direction de la cible.

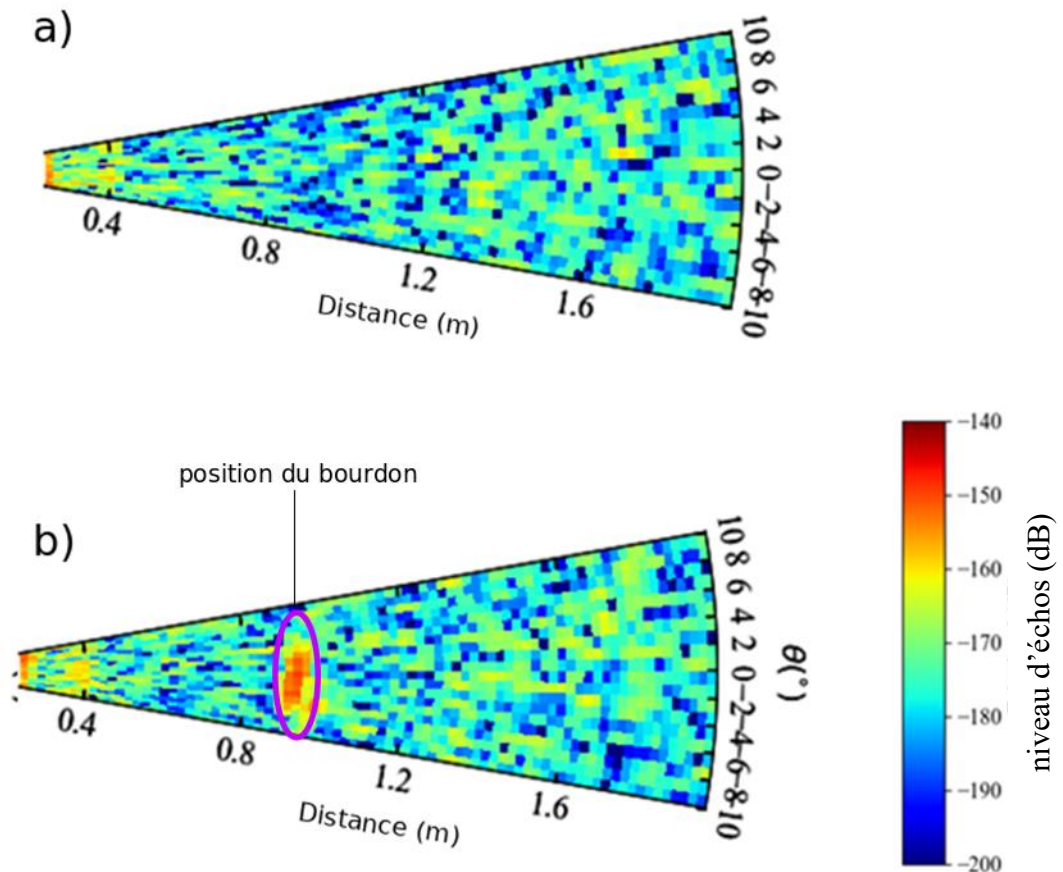


Figure 4-4 - Echo mesuré par le RADAR FMCW fonctionnant à 122GHz en fonction de la direction et de la distance dans le plan horizontal : (a) en absence de bourdon, (b) en présence d'un bourdon placé à 0.9m en face du RADAR, (c) code des couleurs (niveau en dB) utilisé pour les figures.

La détection est donc possible, mais ce RADAR n'a pas été utilisé par la suite de notre étude car il nécessitait la réalisation d'un balayage mécanique dans deux plans du faisceau RADAR pour réaliser le suivi dans l'espace d'insectes volants.

4.4.1.1.4. RADAR sélectionné dans notre étude

Le RADAR finalement utilisé pour estimer la position des bourdons en vol est le RADAR FMCW 77GHz. Un balayage mécanique du faisceau principal a été réalisé à l'aide d'un réflecteur métallique rotatif pour lui permettre de réaliser des détections 3D (Figure 4-5).

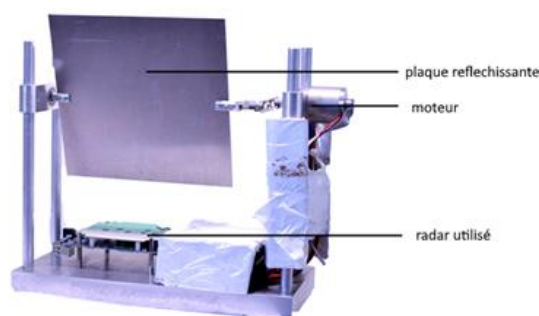


Figure 4-5 – Photographie du RADAR FMCW 77 GHz à balayage mécanique utilisé pour le suivi d'insectes volants

Un réseau d'antennes (Figure 4-6) est utilisé par ce RADAR. Il comporte 4 antennes en émission et 8 antennes en réception, et permet d'utiliser 32 couples d'antennes. Soit 28 couples d'antennes distinctes, ce qui permet de déduire la direction de la cible et la résolution angulaire. La bande passante du RADAR peut être ajustée et atteindre 3GHz au maximum, ce qui fixe la résolution maximale en distance du RADAR. La puissance émise par le RADAR est de 10dBm, soit 10mW.

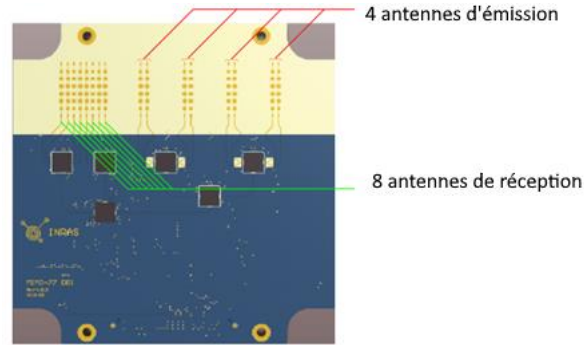


Figure 4-6 - Les 4 antennes d'émission et 8 antennes de réception du RADAR FMCW 77GHz

Les angles d'ouverture du RADAR dans les plans H et E sont respectivement donnés par :

$$\begin{cases} \theta_H = 51^\circ \\ \theta_E = 12^\circ \end{cases} \quad (4-1)$$

Les diagrammes de rayonnement en gain dans ces deux plans sont tracés sur la Figure 4-7.

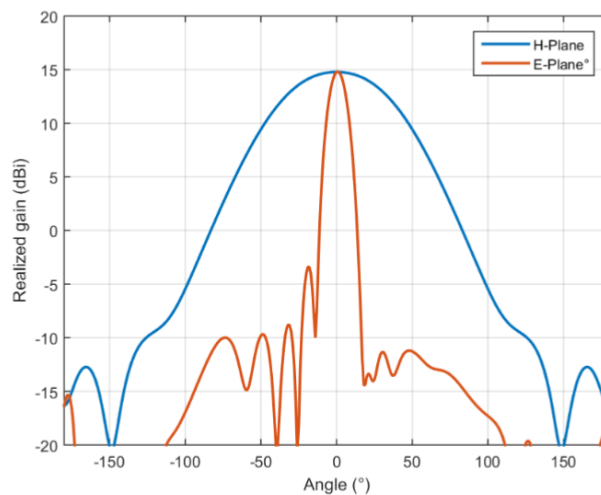


Figure 4-7 - Diagrammes de rayonnement dans les plans E (rouge) et H (bleu) des réseaux d'antennes du RADAR FMCW 77GHz utilisé.

Un résumé de caractéristiques principales du RADAR est donné dans le Tableau 4-4.

Tableau 4-4 - Caractéristiques du RADAR (hors réflecteur rotatif) utilisé pour la détection des bourdons

Fréquence de fonctionnement	77GHz	f_c
Largeur de bande de fréquence	3GHz	B
Puissance émise	10 dBm (10mW)	P
Angles d'ouverture dans les plans H et E	51°/12°	θ_H/θ_E
Temps de montée de la rampe utilisée pour générer le chirp	256 μ s	T_m
Durée entre deux mesures successives	1ms	T_{int}
Pente de la rampe utilisée pour générer le chirp	11.7MHz/ μ s	$\alpha = \frac{B}{T_m}$
Fréquence d'échantillonnage	1MHz	f_s
Nombre de couples d'antennes	8 (32 au maximum)	N_{couple}

4.4.2. Estimation par RADAR FMCW de la position d'un bourdon dans un plan

4.4.2.1. Algorithmes pour le traitement du signal RADAR

Afin d'estimer la position du bourdon plusieurs algorithmes ont été utilisés et testés. Dans la littérature deux méthodes principales existent pour extraire la position en 2D avec un RADAR FMCW utilisant plusieurs antennes d'émission et réception :

- (1) l'analyse par transformée de Fourier (Van Veen et al. 1988) et
- (2) l'analyse basée sur l'algorithme MUSIC (Schmidt et al. 1986).

Dans notre cas la durée de calcul est un facteur limitant et une modification de l'algorithme MUSIC standard a été réalisée pour réduire le temps de traitement du signal. Le spectre de battement est obtenu en mélangeant le signal émis par les antennes d'émission et celui reçu par les antennes de réception. Ce mélange se fait par multiplication du signal émis et du signal reçu. Ce mélange a été préalablement filtré (Haderer et al. 2008). On dispose alors de N_{couple} spectres de battement où N_{couple} est donné par :

$$N_{couple} = N_t N_r \quad (4-2)$$

avec N_t désignant le nombre d'antennes d'émission et N_r le nombre d'antennes de réception. Le signal reçu $s_{couple}(t)$ est alors de la forme :

$$s_{couple}(t) = \gamma e^{-j2\pi(f_c \tau + \alpha \tau t - \frac{1}{2} \alpha \tau^2)} + w(t) \quad (4-3)$$

où τ représente le décalage temporel entre l'onde reçue et l'onde émise, $w(t)$ est le signal de bruit électronique, γ est l'amplitude du signal reçu (qui dépend notamment de la surface équivalente RADAR de la cible considérée), f_c est la fréquence centrale du chirp et α est la pente de la rampe de fréquence utilisée pour générer ce chirp. On a :

$$\tau = \frac{2r + d \sin(\theta)}{c} \quad (4-4)$$

où c désigne la célérité de la lumière dans le vide, r est la distance entre la cible et le RADAR, d est la distance entre deux couples d'antennes et θ est la direction de la cible dans le plan H. Ici $d = kd_a = k \frac{\lambda}{2}$, k l'indice du couple d'antenne et d_a la distance entre deux antennes de réception. Le signal est ensuite échantillonné et la matrice de signal M est alors estimée à partir de la relation suivante :

$$M[n, k] = e^{-j2\pi(f_c \tau_k + \alpha \tau_k \frac{n}{f_s} - \frac{1}{2} \alpha \tau_k^2)} + W(n, k) \quad (4-5)$$

dans laquelle n désigne l'indice de l'échantillon temporel utilisé et τ_k est donné par :

$$\tau_k = \frac{2R + k d_a \sin(\theta)}{c} \quad (4-6)$$

Puisque la taille des antennes de réception du RADAR est de quelques centimètres, le terme en $kd_a \sin(\theta)$ est négligeable par rapport à la distance RADAR/cible r pour des distances de quelques dizaines de centimètres. De sorte que, dans notre étude :

$$\tau_k \cong \frac{2R}{c} \quad (4-7)$$

Par ailleurs, dans le cas où plusieurs cibles sont détectées simultanément, les signaux sont additionnés.

4.4.2.2. Estimation de la position

Dans cette partie sont décrites différentes méthodes permettant d'extraire la position, la formation de faisceau, un algorithme plus complexe comme l'algorithme MUSIC et deux adaptations de ces méthodes. Il y sera aussi évoqué d'autres méthodes non utilisées dans ce travail.

4.4.2.2.1. Formateur de faisceau

La première méthode de détection est l'utilisation d'un formateur de faisceau classique qui consiste à extraire les fréquences du signal reçu. La fréquence temporelle est :

$$f_t = \alpha \tau_k \quad (4-8)$$

Puisqu'ici $\tau_k \cong \frac{2R}{c}$, la fréquence temporelle dépend linéairement de la distance RADAR/cible R :

$$f_t = 2\alpha \frac{R}{c} \quad (4-9)$$

La résolution spatiale en distance r_d , en utilisant une transformée de Fourier, est donnée par :

$$r_d = \frac{c}{2B} \quad (4-10)$$

Pour l'estimation de la direction de la cible dans le plan H (plan orthogonal aux antennes de réception), on considère la fréquence spatiale f_{sp} est donnée par:

$$f_{sp} = \frac{f_c \sin(\theta)}{c} = \frac{\sin(\theta)}{\lambda} \quad (4-11)$$

En effet la ($\frac{f_c}{f_s} = 2.6 \cdot 10^4 \gg 1$) et les autres composantes ne dépendent pas de la position de l'antenne considérée. Ce qui permet d'estimer la résolution angulaire maximale du RADAR. La résolution en fréquence spatiale r_f estimée par transformée de Fourier est donnée par :

$$r_f = \frac{f_e}{N_c} = \frac{1}{d_a N_c} \quad (4-12)$$

où N_c le nombre de couple d'antennes distinctes et f_e est la fréquence d'échantillonnage. Puisque $\sin \theta = \lambda f_{sp}$ la résolution angulaire r_a s'écrit :

$$r_a = \frac{\frac{\lambda}{d_a}}{N_a \cos(\theta)} \quad (4-13)$$

On peut aussi estimer l'angle maximal θ_{max} de détection dans le plan H par la relation:

$$\theta_{max} = \arcsin\left(\frac{c}{f_c} d_a\right) \quad (4-14)$$

Dans notre cas la distance inter-antennes est telle que l'angle maximal de détection est de 90° ce qui permet d'avoir une estimation de la direction d'arrivée de l'écho RADAR comprise entre -90° et 90° . En utilisant le fait que la position dans le plan H définit les fréquences spatiale et temporelle il est possible d'extraire la position des cibles en utilisant une transformée de Fourier 2D :

$$DBF[i, j] = FT_{2D}(M)[i, k] \quad (4-15)$$

où l'indice i correspond à la distance $i \frac{c}{2B}$ et l'indice j correspond à l'angle $\arcsin(\frac{jd}{\lambda})$. Une utilisation de zero-padding pour estimer la position des cibles dans un plan permet d'augmenter artificiellement la précision de la mesure en distance et en angle. Cette méthode de zero-padding consiste à rajouter des coefficients nuls à la matrice de mesure avant d'appliquer la transformée de Fourier. Elle permet d'améliorer l'estimation de la position, avec pour limite une précision dépendant du niveau de bruit, de la bande passante et de la puissance rétrodiffusée par la cible.

4.4.2.2.2. Algorithme MUSIC et son adaptation à notre application

La deuxième méthode utilise l'algorithme MUSIC (Schmidt et al. 1986) qui permet une séparation entre les signaux provenant des cibles et ceux dus au bruit W . Cette méthode consiste à utiliser une décomposition en valeurs singulières du signal reçu par le RADAR. On peut aussi remarquer que cette séparation peut être faite par une analyse en composante principale (PCA) (Dhanaraj et al. 2018). L'algorithme pour estimer la position des cibles consiste en 3 étapes.

- Estimation de la matrice de covariance
- Séparation du signal provenant du bruit et des signaux provenant des cibles
- Reconstitution des signaux d'intérêt provenant des cibles

Ces étapes sont celles utilisées par (Manokhin et al. 2015) et (Belfiori et al. 2012). Elles sont des adaptations de l'algorithme MUSIC (Schmidt et al. 1986). L'estimation de la matrice de covariance se fait en utilisant des filtrages temporel et spatial qui permettent d'augmenter le rapport signal sur bruit.

La méthode consiste à extraire de la matrice de signal plusieurs sous matrices incluant l'information fréquentielle (spatiale et temporelle). Les sous matrices sont ensuite considérées comme plusieurs estimations de la même matrice de mesures. Ces matrices sont extraites en utilisant une fenêtre de taille (m_1, m_2) et celles-ci sont ensuite regroupées (Figure 4-8). On a alors :

$$M_{fen\hat{e}tre}(k_1, k_2) = M[k_1:k_1 + m_1, k_2:k_2 + m_2] \quad (4-16)$$

avec $k_1 \in [0, p_1], k_2 \in (0, p_2)$ et $p_1 = N - m_1, p_2 = N_a - m_2$

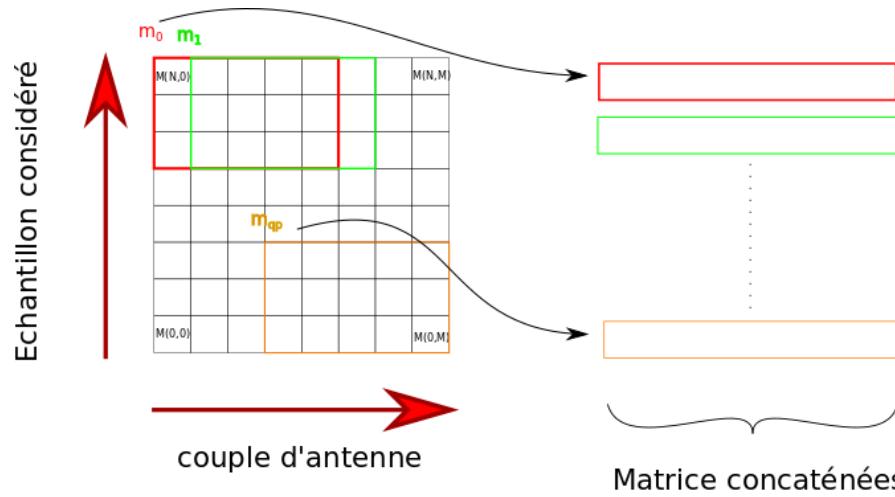


Figure 4-8 - Illustration de l'extraction des sous matrices et la concaténation pour l'estimation de la matrice de covariance avec $m_1 = 3$ et $m_2 = 5$.

En utilisant ce type d'extraction on réduit ainsi le niveau de bruit en augmentant artificiellement le nombre de mesures. Mais comme l'on réduit pour chacune le nombre de points estimés on réduit également le nombre de cibles détectables. Il faut alors faire un compromis entre ces deux paramètres et choisir m_1, m_2 . Dans notre cas on prend m_2 égal au nombre de couples d'antennes, ce qui permet de conserver la résolution angulaire, tandis que m_1 est défini en fonction du nombre de données conservées (après le filtrage décrit par la suite). Une dernière étape pour calculer la matrice de covariance consiste à filtrer la matrice reconstruite.

$$C = M_{fen\hat{e}tre} * M_{fen\hat{e}tre}^H + J(M_{fen\hat{e}tre} * M_{fen\hat{e}tre}^H)J^H \quad (4-17)$$

avec $J = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & & 1 & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots & \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & & 0 & 0 \end{bmatrix}$. On peut constater que les matrices extraites $M_{fen\hat{e}tre}$

permettent de réaliser une première estimation de la puissance en fonction de la position. En effet, en utilisant le premier algorithme sur ces différentes matrices il est possible d'extraire la position des cibles et à partir du calcul de la moyenne de ces matrices, on peut augmenter le rapport signal sur bruit. La matrice de covariance étant ainsi extraite, on peut procéder à une décomposition par valeurs singulières (SVD) pour extraire le bruit du signal :

$$C = E\Lambda E^H = E_{bruit}\Lambda_{bruit}E_{bruit}^H + E_{cibles}\Lambda_{cibles}E_{cibles}^H \quad (4-18)$$

où Λ est la matrice des valeurs propres et E désigne la matrice des vecteurs propres associés. La matrice de valeurs propres est une matrice diagonale donnée par :

$$\Lambda = diag\{\gamma_1, \gamma_2 \dots \gamma_K, \gamma_{bruit} \dots\} \quad (4-19)$$

où K est le nombre de cibles présentes et γ_{bruit} est la puissance du bruit de mesure. Si le nombre de cibles est connu on peut récupérer les vecteurs associés aux valeurs

propres du signal et déduire la position des cibles. Le principal inconvénient de cette méthode est le temps de calcul, la complexité d'algorithme étant de $O((m_1 m_2)^3)$: ainsi plus le nombre de matrices estimées est important plus la décomposition en valeurs singulières prend du temps. Une des solutions pour réduire le temps de calcul est de limiter le nombre de vecteurs propres à extraire. En effet le but de l'extraction par SVD est d'estimer l'espace vectoriel représentant le bruit (décrit plus haut). Il n'est pas nécessaire d'estimer les vecteurs propres associés mais seulement un ensemble de vecteurs orthogonaux générant cet espace vectoriel. Or on sait que cet espace vectoriel est orthogonal à celui généré par les cibles. L'espace vectoriel engendré par le signal provenant des cibles peut être estimé en utilisant une analyse en composante principale partielle. On estime K composantes principales plutôt que $m_1 m_2$ initialement et la complexité passe alors de $O((m_1 m_2)^3)$ à $O((m_1 m_2)^2 K)$. L'extraction des vecteurs associés au signal de bruit peut être réalisée en utilisant une variation de l'algorithme de Gram-Schmidt initialement introduit pour transformer une famille génératrice de vecteurs en une base orthonormée. Cette méthode est décrite en annexe 7.3.

La méthode utilisée dans (Manokhin et al. 2015) pour estimer la position des cibles consiste à trouver les maxima locaux de la fonction S_{MUSIC} donnée par :

$$S_{MUSIC}(\tau_i) = \frac{1}{a^H(\tau_i) E_n E_n^H a(\tau_i)} \quad (4-20)$$

En maximisant cette fonction il est possible d'estimer la position des cibles détectées par le RADAR. Cette opération, comme l'estimation par SVD, a une complexité importante, chaque estimation de S pour une valeur de τ_i présentant une complexité $O((m_1 m_2)^{(>2)})$. Une méthode efficace est de complexité $O((m_1 m_2)^{2.376})$ (Coppersmith et al. 1987) et il faut en plus estimer non pas une fois la valeur de $S_{MUSIC}(\tau_i)$ mais un nombre suffisant pour estimer la valeur maximale. Une méthode décrite par (Manokhin et al. 2015) permet de réduire ce temps de calcul. Elle consiste à retrouver les sous-matrices extraites plus haut avec les espaces vectoriels de bruit. En effet en reconstituant ces matrices on peut estimer la position des cibles en utilisant la transformée de Fourier de ces matrices, comme suit :

$$S_{MUSIC_2} = \frac{1}{|\sum_{i=0}^{N-K} FT_{2D}(Q_{n_i})|} \quad (4-21)$$

où $N - K$ est la dimension du signal de bruit et Q_{n_i} est la matrice obtenue en réorganisant les valeurs de $E_n[i]$, pour ainsi avoir une matrice de taille $m_1 \times m_2$. On passe alors d'une complexité de $O((m_1 m_2)^{(2,3)})$ à $O((m_1 m_2) \log(m_1 m_2))$. Un des problèmes communs à toutes ces méthodes est le fait qu'elles estiment la position de la cible en utilisant des transformées de Fourier discrètes. Or si la distance à la cible est trop grande ($R > R_{max} = N \frac{c}{2B}$) la position de cette dernière sera mal estimée. Une méthode pour résoudre ce problème est présentée en annexe 7.5.

4.4.2.2.3. Comparaison des résultats issus des différents algorithmes

Il est possible de comparer les résultats des différents algorithmes, à savoir :

- L'extraction par transformée de Fourier 2D
- L'extraction par transformée de Fourier 2D après avoir subdivisé la matrice de mesure
- L'extraction par l'algorithme MUSIC2D
- L'extraction par l'algorithme MUSIC2D sans calculer l'ensemble des vecteurs propres

Pour cela ces algorithmes ont été testés sur des données simulées. Les caractéristiques du RADAR sont :

$$\begin{cases} B = 3GHz \\ T_m = 256ms \\ fs = 1MHz \\ N_c = 8 \end{cases} \quad (4-22)$$

On utilise un signal de bruit de loi normale telle que le rapport signal sur bruit soit de 1. Pour l'algorithme MUSIC les paramètres utilisés sont : $p = 8, q = 55$, et on considère que le signal est le résultat de la rétrodiffusion de 5 cibles d'intérêt (le nombre de cibles ne sera pas préalablement connu en pratique). Les différentes cartes 2D de signal sont présentées sur la Figure 4-9. On peut voir que la cible est extraite avec chacun des algorithmes mais les niveaux de bruit diffèrent. Des plans de coupe selon la distance et l'angle sont donnés sur les Figure 4-10 et Figure 4-11. On observe que les algorithmes MUSIC permettent d'extraire le signal provenant de la cible aussi bien en distance qu'en direction.

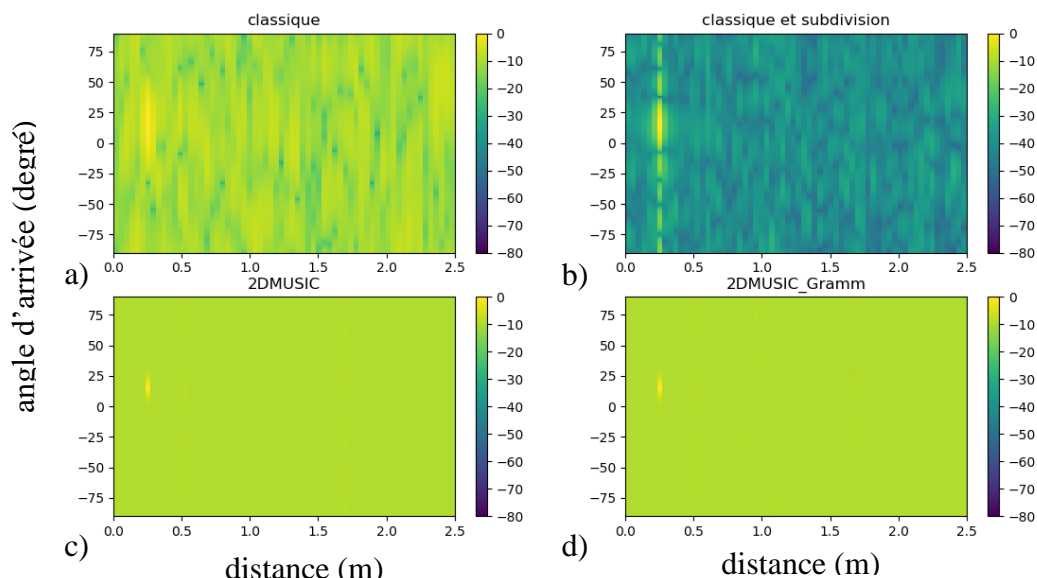


Figure 4-9 - Carte de puissance estimée par les différentes méthodes. a) extraction par transformée de Fourier, b) estimation en utilisant la transformée de Fourier sur les matrices extraites, c) utilisation de l'algorithme MUSIC, d) utilisation de l'algorithme MUSIC en estimant partiellement les vecteurs propres. La subdivision de la matrice de mesure permet une augmentation du rapport signal sur bruit.

Pour comparer les différents résultats, le tracé du diagramme en fonction de la distance estimée et de la direction estimée sont donnés sur les Figure 4-10 et Figure 4-11.

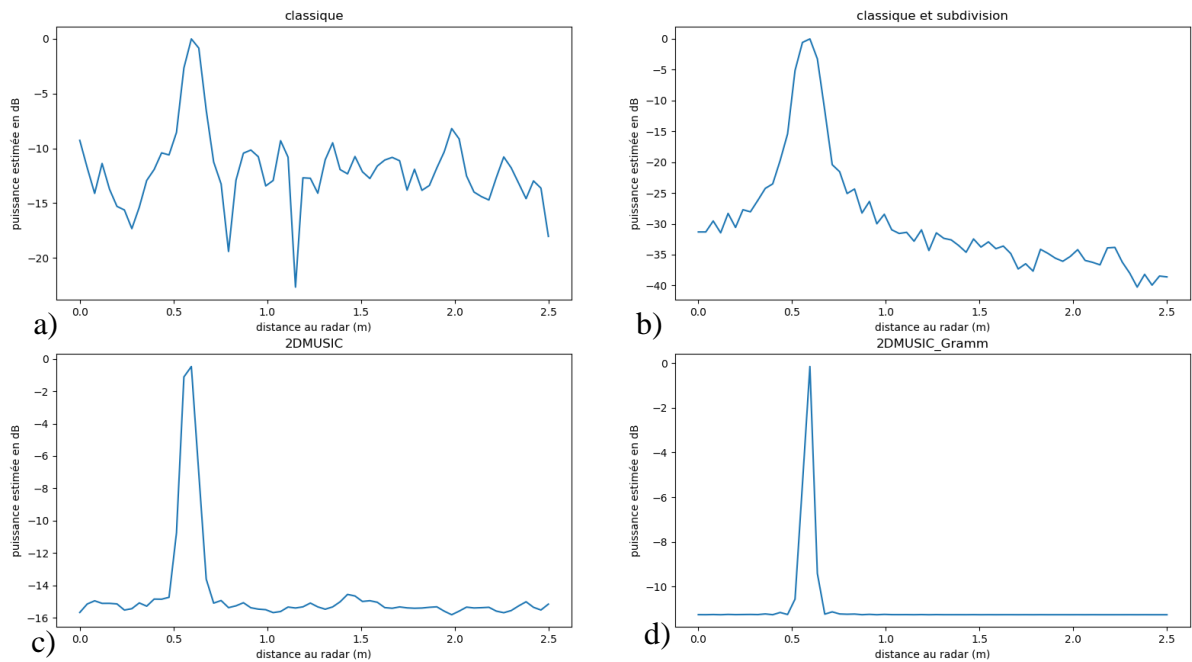


Figure 4-10 - Puissance estimée en fonction de la distance estimée par les différentes méthodes. a) extraction par transformée de Fourier, b) estimation en utilisant la transformée de Fourier sur les matrices extraites, c) utilisation de l'algorithme MUSIC, d) utilisation de l'algorithme MUSIC en estimant partiellement les vecteurs propres

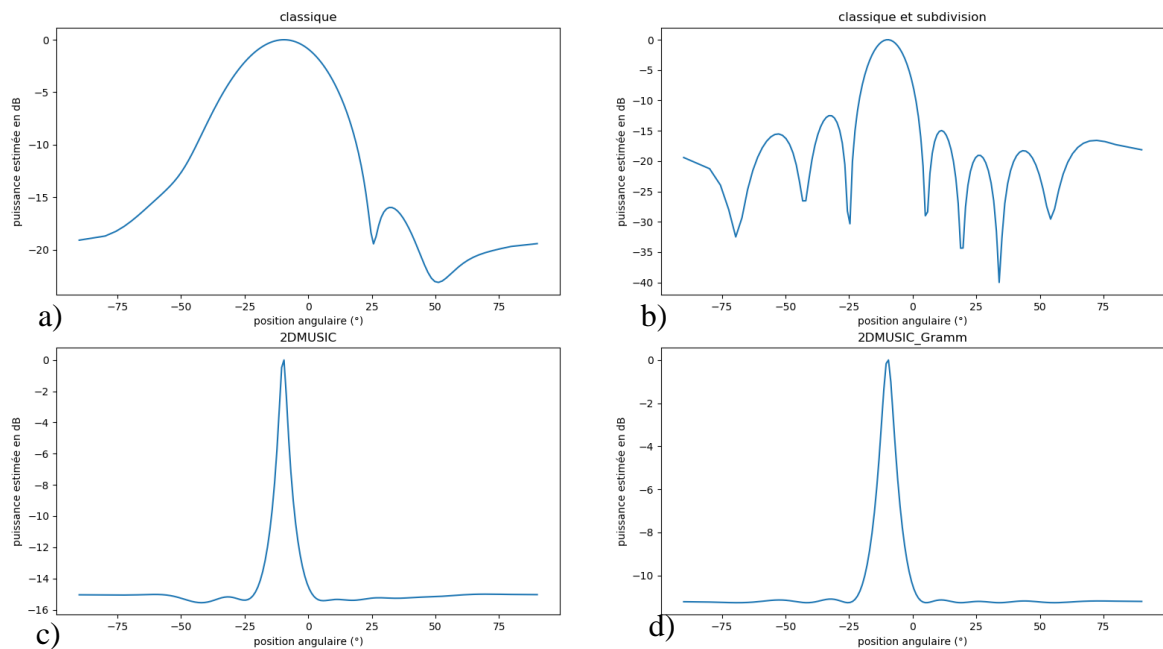


Figure 4-11 - Puissance estimée en fonction de la direction estimée par les différentes méthodes a) extraction par transformée de Fourier, b) estimation en utilisant la transformée de Fourier sur les matrices extraites, c) utilisation de l'algorithme MUSIC, d) utilisation de l'algorithme MUSIC en estimant partiellement les vecteurs propres

Le temps de calcul pour chacune des méthodes est aussi mesuré :

- L'extraction par transformée de Fourier 2D : 0.0013 s
- L'extraction par transformée de Fourier 2D après avoir subdivision : 0.98s
- L'extraction par l'algorithme MUSIC2D : 1.4s
- L'extraction par l'algorithme MUSIC2D sans calculer l'ensemble des vecteurs propres : 1.02s

Les algorithmes doivent être sélectionnés en fonction de l'application visée. Plus la cible rétrodiffuse un signal dont l'amplitude est importante et/ou avec un bruit de mesure important, plus il sera nécessaire d'utiliser des algorithmes de type MUSIC. Il est toutefois possible de diminuer le temps de calcul en réduisant la quantité de données à traiter. En effet si une estimation de la position a été préalablement réalisée ou que la cible ne peut se déplacer que dans espace limité il est possible de « zoomer » dans la zone considérée. Ceci peut être fait en appliquant un filtrage des fréquences du signal RADAR et un filtrage des positions (et ce, tout en gardant les informations sur la phase du signal et de la position angulaire). Le résultat $S_{m_{zoom}}$ d'un tel zoom prend la forme suivante :

$$S_{m_{zoom}}(k) = DFT^{-1}(DFT(S_m(k)[i_{min}:i_{max}]@S_m(k)[-i_{min}:-i_{max}])) \quad (4-23)$$

où @ symbolise la concaténation entre deux vecteurs, S_m est le signal du RADAR provenant du couple d'antenne m , DFT est la transformée de Fourier discrète, DFT^{-1} désigne la transformée inverse et, les indices i_{min} et i_{max} sont associés respectivement aux distances r_{min} et r_{max} suivant les relations :

$$i_{min} = \frac{r_{min}}{dr} = \frac{r_{min}}{\frac{c}{2B}}, i_{max} = \frac{r_{max}}{dr} = \frac{r_{max}}{\frac{c}{2B}} \quad (4-24)$$

4.4.2.2.4. Autres méthodes existantes

D'autres méthodes permettent d'extraire la position d'une cible. Par exemple, comme démontrer par Huang et al. (2018), il est possible d'extraire la position d'une cible par des réseaux de neurones. Mais cette méthode doit être adaptée à la cible considérée et nécessite d'avoir une quantité de données importante de signaux dont la position est connue. Il est plus efficace d'avoir une première méthode d'estimation fiable avant de pouvoir appliquer cette méthode. Ce type d'estimation a été testée et permet d'extraire la position d'une cible en 2D. Elle est décrite en annexe 7.4.

4.4.2.3. Choix de la méthode d'analyse des données RADAR

Pour pouvoir détecter la cible dans l'espace plusieurs méthodes sont possibles. La première méthode consiste à utiliser un réseau surfacique d'antennes. En répartissant des antennes de réception/émission en deux dimensions d'espace il est possible d'estimer la position d'une cible dans l'espace en mesurant la distance et les positions angulaires selon deux plans différents (Figure 4-12). Cette méthode permet d'estimer la position en un minimum de temps, le balayage du faisceau RADAR se faisant

électroniquement. L'ensemble des méthodes décrites plus haut peuvent être utilisées en pratique. A notre connaissance peu de RADAR à ondes millimétriques disponibles sur le marché permettent un balayage électronique du faisceau à la fois en azimut et en élévation. Un exemple de ce type de RADAR est vendu par minicircuits (Mini Circuits - Global Leader of RF and Microwave Components) dans lequel les antennes utilisées sont des patches rectangulaires de faible gain ($5.8dBi$), de larges angles d'ouverture ($\theta_E = 180^\circ$ et $\theta_H = 82^\circ$) et une puissance d'émission de l'ordre de $-10dBm$ ($100\mu W$). Il n'était pas disponible en début de thèse et n'a pas été utilisé dans nos travaux.

Une deuxième méthode permet d'estimer la position d'une cible dans l'espace. En utilisant plusieurs RADARs il serait possible d'estimer la position dans l'espace des cibles par rapport à trois points et par triangulation (voir Figure 4-13). Mais cela nécessite de disposer de RADARs avec un grand angle d'ouverture pour maximiser la zone de détection et de s'assurer que le signal émis par un RADAR ne soit pas capté par les autres. De plus 3 RADARs permettent de suivre une cible si celle-ci est seule dans l'environnement. En présence de plusieurs cibles il est nécessaire d'avoir une information en plus, telle que la position des cibles à un instant, ou de disposer d'autres mesures RADAR pour discriminer les différentes détections. On peut également utiliser des RADARs à onde continue pour estimer 3 angles d'arrivée différents.

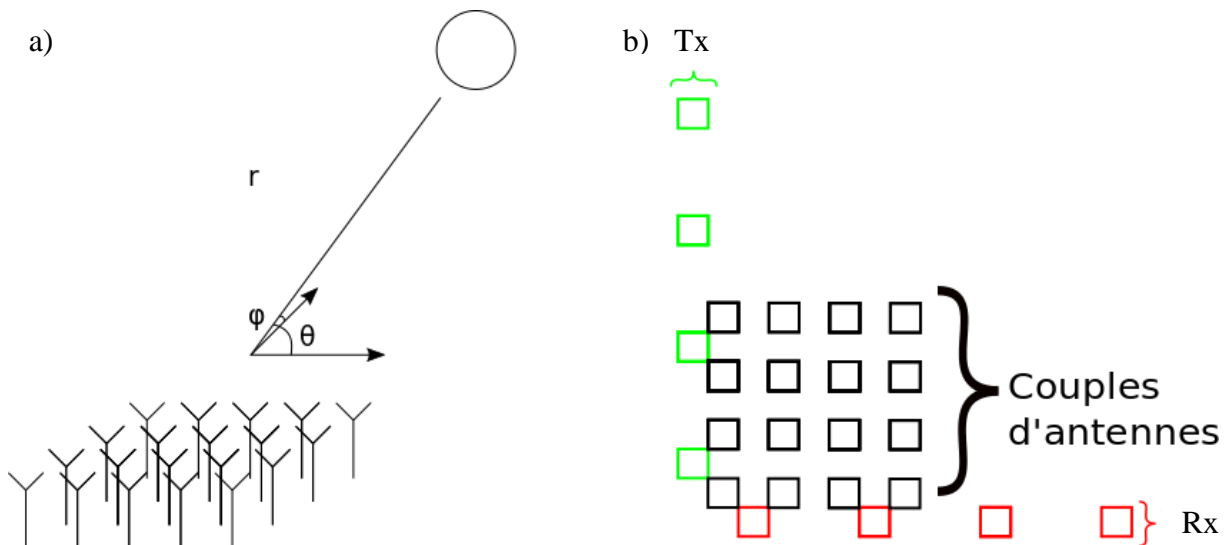


Figure 4-12 - Estimation de la position de la cible et des directions d'arrivée dans les plans E et H : (a) position de la cible et estimation des angles d'arrivée (b) position des antennes d'émission et de réception avec la position des couples d'antennes correspondants.

On peut aussi utiliser des RADARs à onde continue pour estimer 3 angles d'arrivée différents pour avoir la position en dans l'espace. Ceci peut être fait avec des RADARs fonctionnant à 24GHz comme décrit plus haut et ainsi possiblement augmenter la portée.

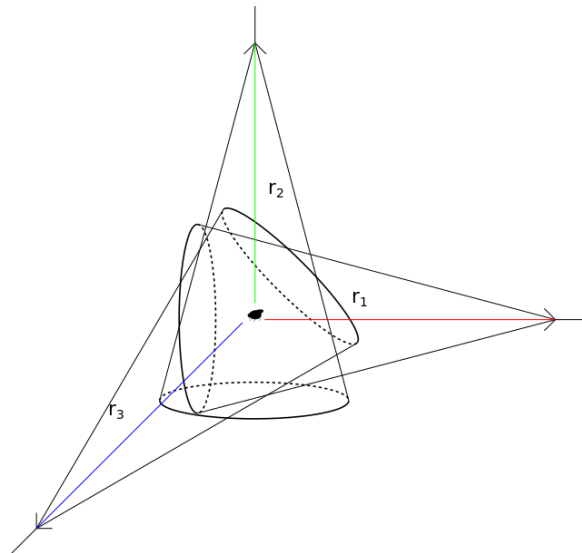


Figure 4-13 - Estimation de la position d'une cible en utilisant 3 RADARs et en estimant les distances r_1, r_2, r_3 séparant les RADARs de la cible.

La dernière méthode possible est l'utilisation d'un balayage mécanique du faisceau RADAR en azimuth et en élévation. Cette méthode a l'inconvénient de présenter un faible nombre d'estimation par seconde, ce type de balayage prenant plus de temps que le balayage électronique ou une méthode utilisant plusieurs antennes de réception et/ou d'émission. Nous avons choisi d'ajouter un réflecteur rotatif au RADAR MIMO 77 GHz décrit plus haut pour l'estimation de la position des insectes volants. Ce réflecteur assurait le balayage mécanique du faisceau seulement en élévation. Les angles d'ouverture dans les plans E et H du RADAR MIMO 77GHz étant respectivement de 12° et de 52° il est alors possible, en orientant ce RADAR de manière appropriée, d'estimer plusieurs zones 2D et de déterminer la position en 3D de la cible.

Pour réaliser le balayage mécanique du faisceau RADAR en élévation une méthode simple consiste à faire directement varier l'angle de vue du RADAR au cours du temps. Mais pour détecter des bourdons pouvant se déplacer à 15 mètres par seconde (Osborne et al. 1999) il faut réaliser une mesure au minimum tous les dixièmes de seconde et ainsi une estimation de la position toutes les dizaines de centimètres lors du déplacement de la cible. Cela implique que la vitesse de rotation doit être d'au moins 10 tours par seconde (soit **500RPM**). La solution choisie consiste à faire réfléchir le signal RADAR sur une plaque métallique (un réflecteur plan) et de faire tourner celle-ci (Figure 4-14). La vitesse de rotation peut aussi être diminuée d'un facteur 2, les deux faces de la plaque participant au dépointage du faisceau. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle ne permet pas de faire un balayage du faisceau RADAR à 360° .

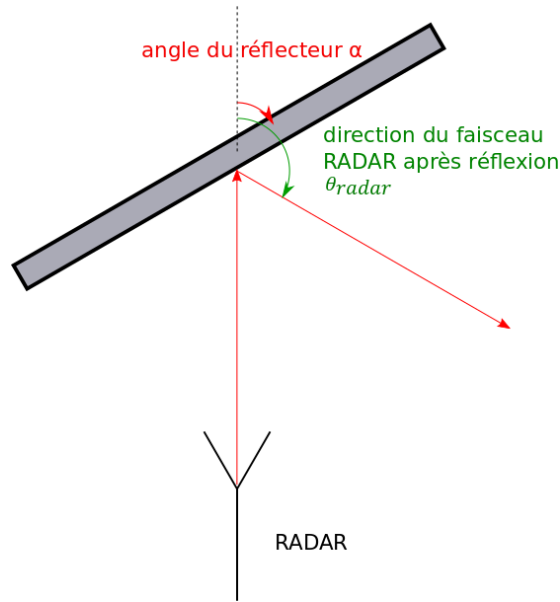


Figure 4-14 - Position angulaire du réflecteur et du RADAR avec réflexion de l'onde émise et angle d'émission de celle-ci en fonction de l'angle du réflecteur α .

Pour connaître la direction du faisceau RADAR on utilise la position du réflecteur :

$$\theta_{radar} = (\pi - 2\alpha) \quad (4-25)$$

4.4.2.4. Estimation utilisant un réflecteur rotatif

4.4.2.4.1. Conception du réflecteur

Les dimensions du réflecteur rectangulaire métallique doivent être telles que pendant la rotation ce réflecteur intercepte la majeure partie du champ rayonné par le RADAR. De plus son épaisseur doit être suffisante pour que l'onde ne puisse pas le traverser. Pour un réflecteur rectangulaire, la surface d'interception est donnée par :

$$S_{radar} = ab \quad (4-26)$$

où a est la taille du projeté du signal RADAR selon l'axe de rotation du réflecteur et b la taille du réflecteur selon l'autre axe :

$$a = 2d_{reflector} \cdot \tan\left(\frac{\theta_E}{2}\right), b = 2d_{reflector} \cdot \frac{\tan\left(\frac{\theta_H}{2}\right)}{\cos(\alpha)} \quad (4-27)$$

La largeur du réflecteur a est fixée. La longueur par contre va faire varier la proportion de signal dévié par le réflecteur en fonction de l'angle d'orientation. Plus b sera important plus le réflecteur renverra une proportion importante du signal et donc augmentera l'ouverture angulaire en élévation. Ici on choisit un réflecteur carré de $a_{reflector} 20cm$ de côté ce qui permet de recouvrir totalement le signal RADAR pour un angle du réflecteur de 0° à 77° . Une augmentation de la taille de ce réflecteur nécessiterait d'avoir un moteur plus puissant pour effectuer la rotation car cela

entraînerait une augmentation du moment d'inertie du réflecteur. En effet, la matrice d'inertie J_{Δ} :

$$J_{\Delta} = M \frac{a^2}{6} \quad (4-28)$$

où J_{Δ} est la matrice d'inertie et M la masse du réflecteur. La distance entre le RADAR et le réflecteur doit être supérieure à la distance de Fraunhofer (Selvan et al. 2017) pour ainsi se placer en zone lointaine. Ainsi:

$$d_{\text{refl\`ecteur}} > \frac{2D^2}{\lambda} \quad (4-29)$$

Où D est plus grande dimension de l'antenne (ici $D = 15\text{cm}$). De plus le réflecteur doit être suffisamment épais pour que l'onde ne le traverse pas. Ce qui implique que l'épaisseur du réflecteur soit supérieure à l'épaisseur de peau (Lamb 1883). L'épaisseur de peau δ_{peau} peut être estimée par:

$$\delta_{\text{peau}} = \frac{1}{\sqrt{\sigma\mu\pi f}} \quad (4-30)$$

où f est la fréquence de l'onde électromagnétique, μ est la permittivité de matériau et σ sa conductivité. Dans notre cas l'épaisseur de peau ne dépasse pas le micromètre ($\delta_{\text{peau}} = 0.3\mu\text{m}$) et l'épaisseur du réflecteur est de 2 mm ($>> \delta_{\text{peau}}$). La principale contrainte est mécanique. En effet le réflecteur ne doit pas se déformer pendant la rotation.

Pour l'estimation de la position dans le plan de mesure les algorithmes de détection décrits plus haut ont été appliqués. Un filtrage des basses fréquences (correspondant à la position du réflecteur) peut aussi être effectué pour retirer le signal provenant du réflecteur tournant. Finalement les caractéristiques du réflecteur tournant et du moteur sont présentées dans le Tableau 4-5.

Tableau 4-5 - Caractéristiques du réflecteur plan et tournant pour l'estimation de l'angle d'élévation de la cible.

Vitesse de rotation du moteur	500RPM(8.33RPS)	2ω
Distance au RADAR	20cm	$d_{\text{refl\`ecteur}}$
Surface	20cm x 20cm	a, b
Epaisseur	2mm	e
Ecart angulaire entre deux mesures	6° (soit 0.105rad)	$d\theta$

Il est nécessaire de s'assurer que le montage n'aura pas de zones aveugles, autrement dit des zones de l'espace non éclairées par le faisceau RADAR lors de la rotation du réflecteur. Pour cela l'angle entre deux mesures RADAR successives $\Delta\theta$ doit être inférieur à l'angle d'ouverture dans le plan E :

$$\Delta\theta < \theta_E \quad (4-31)$$

Ainsi :

$$\Delta\theta = \frac{360}{N_{rotation}} = \frac{360}{\frac{T_{int}}{T_{rotation}}} = 6^\circ < 12^\circ (= \theta_E) \quad (4-32)$$

où $N_{rotation}$ le nombre de mesures RADAR par rotation. En vérifiant ce critère, il n'y a pas de secteurs angulaires dans lesquels le faisceau RADAR ne pointe pas lors de la rotation du réflecteur.

4.4.2.4.2. Utilisation pratique du réflecteur rotatif

Au cours de la rotation du réflecteur, l'estimation de la position dans différents plans de coupe est réalisée en utilisant les algorithmes de détection décrits plus haut. Pour l'estimation de l'élévation il faut ensuite connaître la position angulaire du réflecteur au cours du temps. Cette vitesse varie au cours du temps (Figure 4-15). Il faut donc tenir compte de cette variation pour estimer l'angle d'élévation.

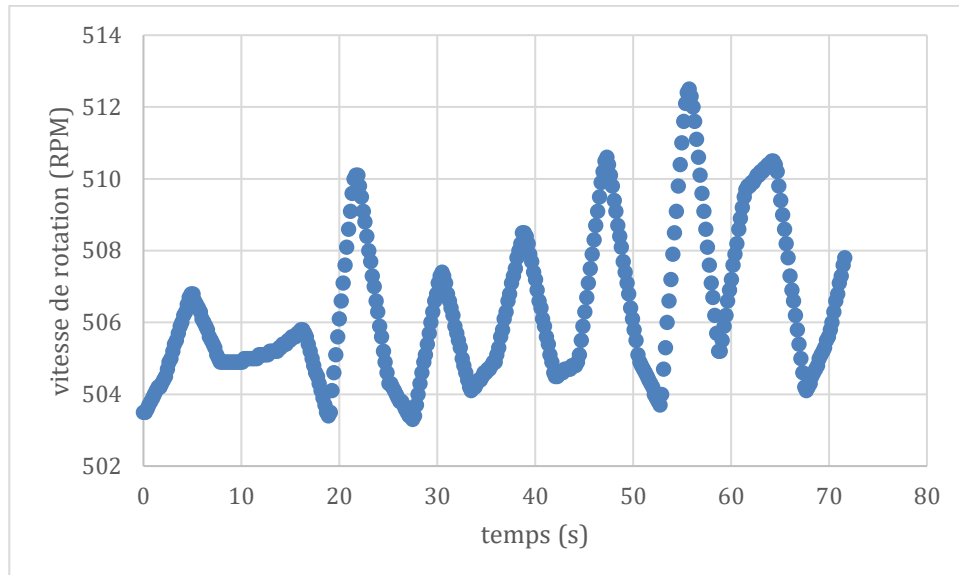


Figure 4-15 - Evolution de la vitesse de rotation du réflecteur au cours du temps pour une valeur d'entrée de la vitesse du moteur de 500RPM (Rotation Par Minute).

La méthode utilisée consiste à estimer l'orientation du réflecteur directement à l'aide des mesures RADAR. La puissance rétrodiffusée par le réflecteur dépend en effet de la position angulaire. On peut alors estimer cette position (Figure 4-16) : une estimation des pics du signal permet de récupérer l'instant pour lequel le réflecteur réfléchit directement le signal vers le RADAR. Une interpolation entre ces positions permet d'estimer la position angulaire (en considérant que, pendant 60ms, la vitesse de rotation est constante). Cette extraction peut également se faire en utilisant la transformée de Fourier du signal réfléchi par le réflecteur afin d'estimer la période de rotation. Pour extraire le signal réfléchi par réflecteur on peut récupérer la puissance en appliquant une transformée de Fourier temporelle du signal, comme expliqué plus haut.

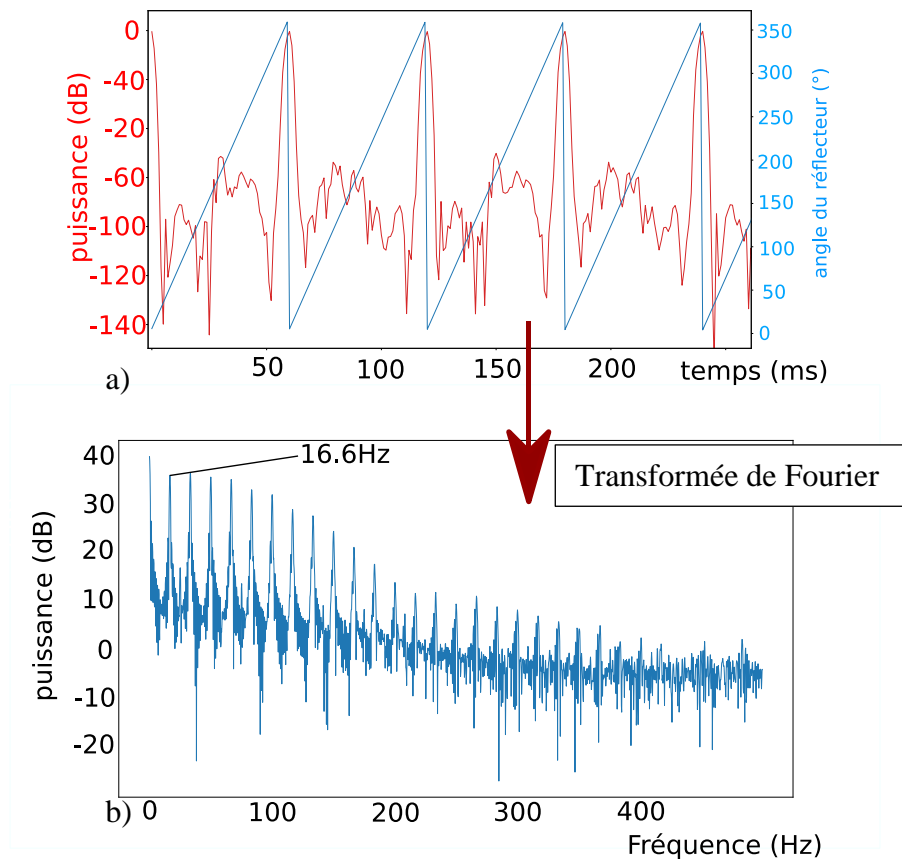


Figure 4-16 – Puissance reçue par le RADAR provenant du réflecteur tournant et reçu : (a) dans le domaine temporel (b) dans le domaine spectral (après transformée de Fourier). Le premier pic correspond à la valeur moyenne du signal et le second à l'inverse de la période du signal.

Ceci permet d'estimer la position du réflecteur et de se synchroniser sur les données du RADAR. Enfin, pour limiter le couplage entre l'alimentation du moteur et le RADAR on les sépare par une feuille en aluminium.

4.4.2.4.3. Limitations de la méthode

La méthode utilisée permet d'estimer la position d'une cible dans l'espace. Et ceci en estimant celle-ci 16.67 fois par seconde (soit toutes les 60ms). Mais elle implique de devoir déterminer la position des cibles en utilisant un seul signal RADAR. Le fait de ne pas pouvoir faire un nombre important de mesures pour l'estimation de la position à un instant t implique de ne pas pouvoir faire une analyse en fréquence Doppler. L'utilisation de la fréquence Doppler permet d'estimer la vitesse de toutes les cibles considérées dans la scène en utilisant une suite de mesures temporelles de la cible se déplaçant par rapport au RADAR (voir illustration sur la Figure 4-18).

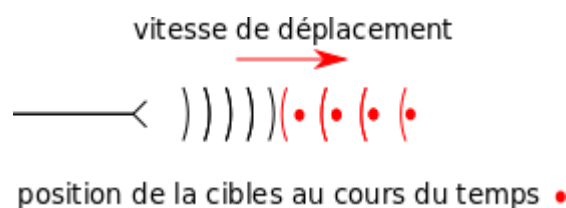


Figure 4-17 - Illustration de l'influence de la vitesse d'une cible sur la fréquence du signal RADAR qu'elle rétrodiffuse

L'effet Doppler influe aussi sur la détection de position du RADAR en faisant varier la fréquence du signal reçu. Et comme l'estimation en distance se fait en comparant la fréquence reçue f_{recue} et la fréquence émise f_{emise} , cet effet peut altérer l'estimation de la position (Figure 4-18). En effet :

$$f_{recue} = \left(1 + \frac{v}{c}\right) f_{emise} \quad (4-33)$$

où v désigne la composante radiale de la vitesse de la cible.

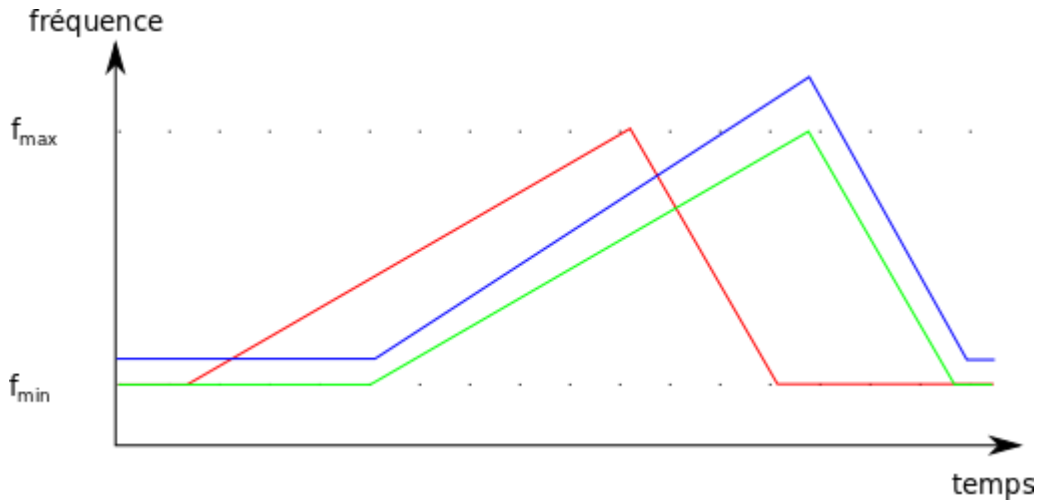


Figure 4-18 – Fréquence du signal émis (en rouge) et du signal rétrodiffusé par une cible se rapprochant du RADAR (en bleu). La fréquence du signal considéré pour l'estimation de la distance est représentée en vert.

La position de la cible sera mal estimée et la différence avec la valeur vraie dépendra de la vitesse de la cible (pour un RADAR immobile). Cette différence Δf est toutefois négligeable par rapport à la bande passante et à la résolution en distance du signal. En effet :

$$\Delta f = \frac{v}{c} f < \frac{15 \text{ m.s}^{-1}}{3 \cdot 10^8 \text{ m.s}^{-1}} 77 \cdot 10^9 \text{ Hz} = 3.85 \text{ MHz} \ll B (3 \text{ GHz}) \quad (4-34)$$

où 15 m.s^{-1} est la vitesse maximale d'un bourdon. La position de la cible sera donc bien estimée malgré la présence d'une fréquence Doppler.

4.4.2.5. Utilisation du montage

4.4.2.5.1. Choix de l'algorithme de détection

Les différents algorithmes décrits plus haut sont utilisés. Et pour supprimer le champ rétrodiffusé par le réflecteur on supprime les basses fréquences du signal reçu. Pour diminuer le temps de calcul, en particulier pour l'algorithme MUSIC, on supprime également du signal reçu les très hautes fréquences, associées à des échos RADAR trop éloignées pour correspondre à des bourdons dans notre expérience. On ne garde ainsi

que des échos RADAR correspondant à des cibles situées entre 0.5m et 3m. Pour pouvoir comparer les différents résultats issus des algorithmes utilisés, on considère que le bruit de mesure est Gaussien. Un taux de fausse détection $False_{rate}$ peut être ainsi déterminé (

Figure 4-19) comme suit :

$$False_{rate} = \int_{x=\alpha}^{\infty} P(X > x) \quad (4-35)$$

où α est la valeur mesurée et $P(X > x)$ la probabilité que le niveau de bruit X soit supérieur à la valeur x dans le cas d'un bruit normal de moyenne nulle et de variance unitaire.

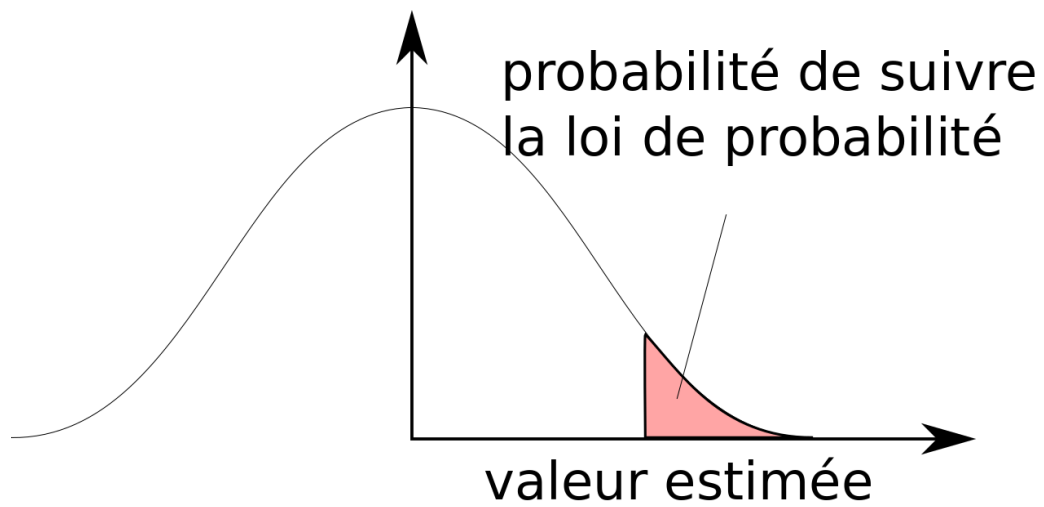


Figure 4-19 - Calcul de la probabilité de fausse détection pour une loi normale en fonction de la valeur mesurée ou estimée

D'où le score de détection défini par :

$$score = \frac{x - mean}{std} \sim N(0,1) \quad (4-36)$$

Ce score permet de rendre compte de la détection ou non de la cible et à quel point cette détection est forte. La moyenne et déviation standard peuvent être estimées en fonction du temps et sont utilisées pour réduire l'influence des objets dans la scène. Un exemple de détection de bourdon est illustré sur la Figure 4-20. Un bourdon mort est placé à 1m20 du RADAR et suspendu à un fil à 1m15 du sol dans une cage de vol vide.

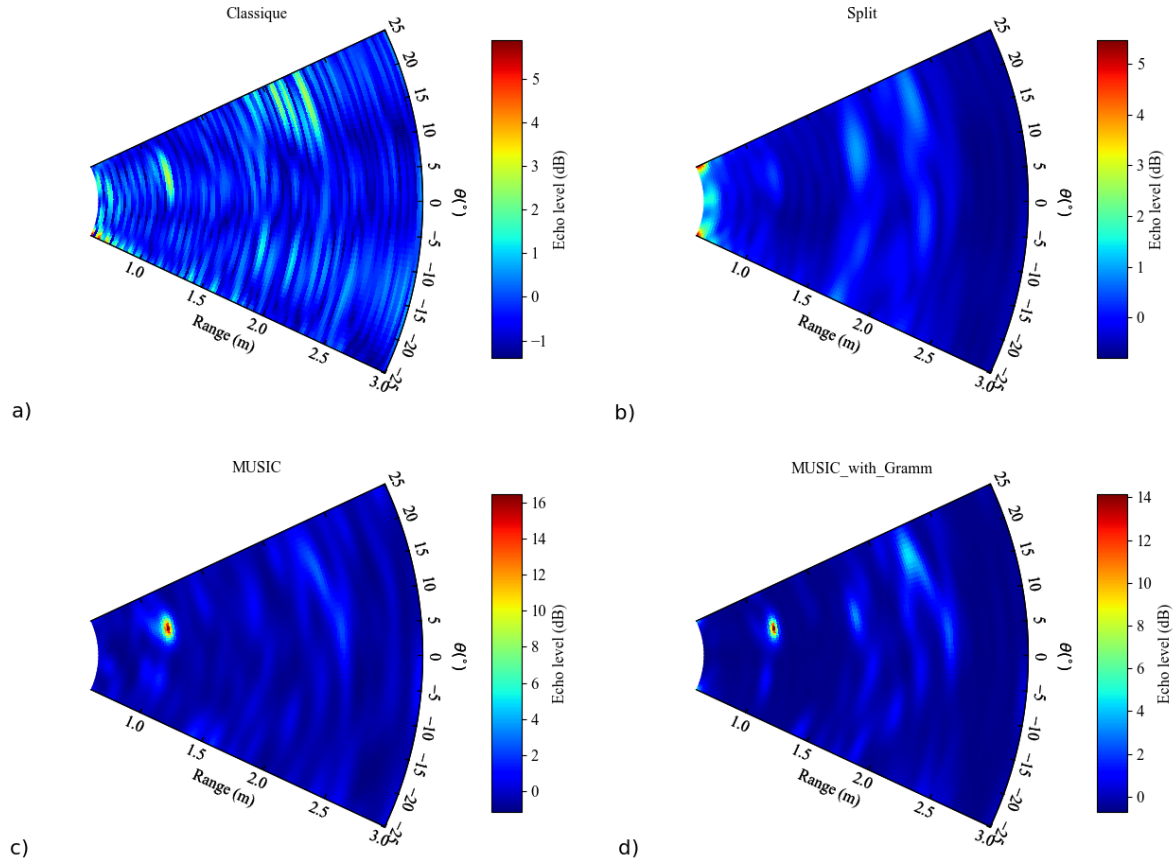


Figure 4-20 – Exemple de détection d'un bourdon immobile par les différents algorithmes testés : (a) Fourier 2D sans prétraitement, (b) Fourier 2D après calcul de la covariance, (c) Algorithme MUSIC et (d) Algorithme MUSIC en complétant par l'algorithme de Gram-Schmidt

On peut voir qu'avec l'algorithme MUSIC l'effet du réflecteur est aussi moins visible à courte distance, en effet un écho à une distance de 50cm est visible pour les autres méthodes. Cette influence est aussi visible en utilisant l'estimation par maximum de vraisemblance. La réduction par extraction des valeurs singulières est nécessaire pour pouvoir détecter des cibles se rapprochant du réflecteur. Il n'est pas possible d'utiliser l'estimation par transformée de Fourier 2D pour détecter des cibles avec un réflecteur. Pour comparer la puissance estimée par les différents algorithmes, des mesures avec un bourdon placé à 1m10 du RADAR sont réalisées et le niveau de détection est calculé pour chaque méthode. Il est comparé le niveau de détection à la position réelle de la cible statique. Les différentes valeurs moyennes de détection mesurées sont :

$$\begin{aligned}
 score_{MUSIC-Gram} &= 20 \pm 2.5 \rightarrow PFA \simeq 2.7 \cdot 10^{-87}\% \\
 score_{MUSIC} &= 18 \pm 1.6 \rightarrow PFA \simeq 9.5 \cdot 10^{-71}\% \\
 score_{FT2D} &= 7 \pm 0.1 \rightarrow PFA \simeq 1.3 \cdot 10^{-10}\% \\
 score_{FT2D\ cov} &= 5 \pm 0.03 \rightarrow PFA \simeq 2.7 \cdot 10^{-5}\%
 \end{aligned}$$

où $score_{MUSIC-Gram}$ est le score obtenu en appliquant l'algorithme MUSIC en complétant par l'algorithme de Gram-Schmidt, $score_{MUSIC}$ est le score en appliquant l'Algorithme MUSIC, $score_{FT2D}$ est le score en appliquant la transformée de Fourier

2D sans prétraitement et enfin, $score_{FT2D\ cov}$ est le score en appliquant la transformée de Fourier 2D après calcul de la covariance. Les estimations sont faites en supposant un bruit blanc Gaussien. Pour ce qui est de la variation de l'estimation de position on obtient :

$$\begin{aligned} score_{MUSIC-Gram} &\rightarrow \begin{cases} std_{distance} = 0.008m \\ std_{azimuth} = 0.43^\circ \\ std_{elevation} = 3.6^\circ \end{cases} \\ score_{MUSIC} &\rightarrow \begin{cases} std_{distance} = 0.01m \\ std_{azimuth} = 0.49^\circ \\ std_{elevation} = 3.8^\circ \end{cases} \\ score_{FT2D} &\rightarrow \begin{cases} std_{distance} = 0.013m \\ std_{azimuth} = 0.50^\circ \\ std_{elevation} = 3.7^\circ \end{cases} \\ score_{FT2D\ cov} &\rightarrow \begin{cases} std_{distance} = 0.012m \\ std_{azimuth} = 0.45^\circ \\ std_{elevation} = 3.5^\circ \end{cases} \end{aligned}$$

Nous concluons que la détection par l'algorithme MUSIC est la méthode la plus fiable et permet de discriminer le bruit de mesure et la position de la cible avec plus de confiance, sans pour autant dégrader l'estimation de la position. Pour ce qui est du choix des variables m_1 et m_2 un compromis est choisi pour obtenir une bonne résolution spatiale et permettre de réaliser une détection en présence d'un bruit de mesure. Pour ce qui est du nombre de valeurs propres à garder, on utilise la relation décrite par (Manokhin et al. 2015) où ce nombre est égal à $2p_1 p_2$. Ainsi pour m_1 on garde le nombre de couple d'antennes pour maximiser la résolution angulaire, à savoir :

$$m_1 = N_{couple} \quad (4-37)$$

et m_2 pour on choisit :

$$m_2 = \frac{(N_t + 1)}{1 + 2m_1} + \frac{1}{2} N_t \quad (4-38)$$

où N_t est le nombre d'échantillons du signal reçu.

4.4.2.5.2. Association des multiples détections

Le RADAR permet d'estimer la position de plusieurs cibles au cours du temps. Pour permettre de suivre au cours du temps un bourdon parmi ses congénères, il faut associer les détections correspondant à un seul et même bourdon. Pour cela on extrait les détections de cibles dont le score de détection est supérieur à 5, ce qui donne une probabilité de fausse alarme de l'ordre de 10^{-5} . Ce qui n'empêche pas d'avoir des fausses détections étant donné que dans chaque direction on a 2048 (256x8) données, ce qui augmente la probabilité d'avoir une détection représentant du bruit. L'association de détections se fait en utilisant la position des cibles à un instant t et en les comparant avec les détections à l'instant précédent. Si la distance entre deux positions est inférieure

au déplacement possible du bourdon on considère que les deux cibles représentent un seul et même bourdon. Ce déplacement maximum est estimé en utilisant la vitesse maximale du bourdon ($v_{max} = 5m.s^{-1}$) multipliée par la durée Δt entre deux mesures RADARs, soit : $v_{max} \times \Delta t = 5 \times \frac{1}{16.6} = 30cm$. Dans le cas où plusieurs cibles peuvent correspondre, on associe les détections pour minimiser la distance totale de déplacement des bourdons. Toute détection est considérée comme un nouveau bourdon si aucune position de bourdon ne peut correspondre à cette détection (autrement dit lorsque la distance parcourue entre deux instants successifs est trop grande pour correspondre au déplacement d'un bourdon). Pour améliorer l'association on peut aussi estimer la position du bourdon en extrapolant la trajectoire. L'application de cette méthode n'a pas été nécessaire car les bourdons se croisaient très rarement dans nos expériences lors de leurs déplacements.

4.5. RESULTATS

4.5.1. Estimation de la résolution

Pour déterminer les résolutions en distance Δr et en azimut $\Delta Azimut$, deux cibles sphériques rétrodiffusant un signal équivalent à celui d'un bourdon sont placées côte à côte puis écartées l'une de l'autre jusqu'à ce que le traitement RADAR permette de les détecter toutes les deux. Pour l'estimation de la résolution en distance au RADAR, les cibles sont placées en face du RADAR (à 1m50) et à 1m15 du sol. Elles sont placées dans un tunnel de vol. Les résolutions mesurées ainsi sont les suivantes :

$$\begin{cases} \Delta r \simeq 15cm \\ \Delta Azimut \simeq 23^\circ \\ \Delta Elevation > 12^\circ \end{cases} \quad (4-39)$$

La résolution en élévation $\Delta Elevation$ est estimée en tenant compte de l'angle d'ouverture du RADAR et dépend de la position de la cible. Les différentes estimations de la distance de résolution se font en utilisant l'algorithme MUSIC modifié (basé sur une décomposition en valeurs singulières et une transformée de Fourier). Les signaux reçus après traitement par le RADAR sont présentés sur la Figure 4-22.

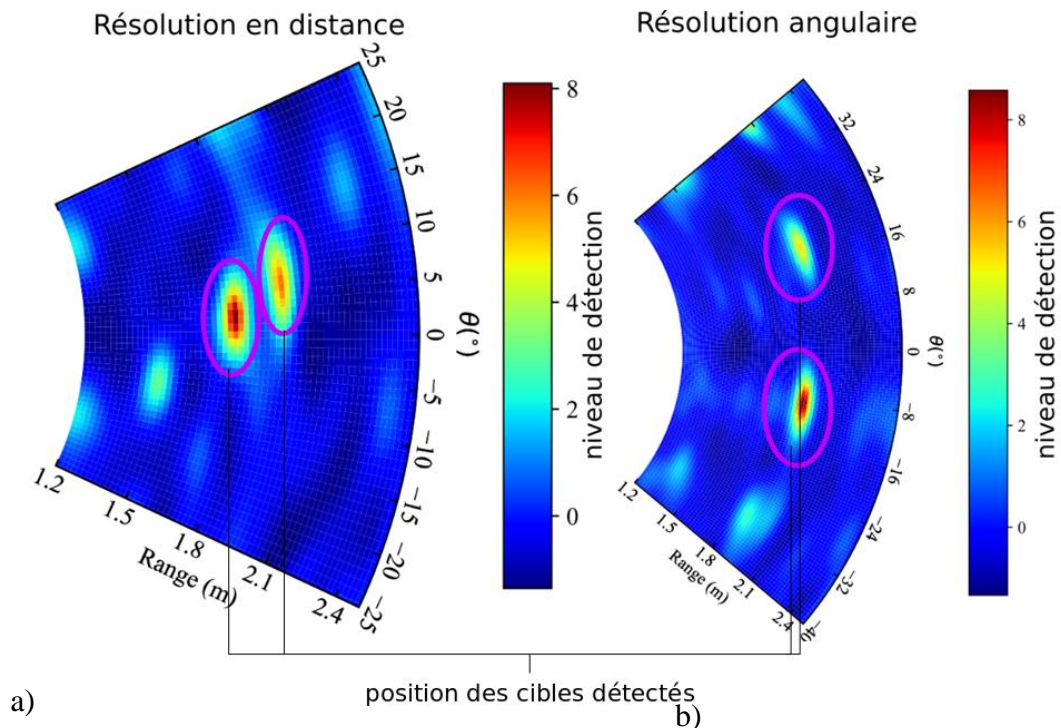


Figure 4-212 - Echos RADAR reçus après traitement a) pour des cibles séparées de 15cm et b) pour des cibles dont la position angulaire diffère de 23°.

4.5.2. Estimation de la portée maximale

Pour estimer la distance maximale de détection des bourdons à l'aide du RADAR utilisé, des mesures sont réalisées en utilisant une sphère métallique dont l'écho RADAR est très voisin de celui d'un bourdon. Pour modifier la position de la cible en azimut le faisceau RADAR est orienté dans différentes directions. La faisabilité d'une détection dans une direction donnée peut être testée en utilisant à la fois l'erreur de mesure de position commise mais aussi la variance de l'estimation. En effet si la cible n'est plus détectée la position prédite dépendra du bruit et sera aléatoire dans l'espace de mesure. On peut voir que, comme attendu, le RADAR peut détecter la cible entre -25° et +25° en azimut, ce qui correspond à l'angle de vue du RADAR. La portée maximale est alors d'environ 2.5m. Au-delà de cette distance, la cible peut être détectée mais l'erreur d'estimation sur la position croît rapidement.

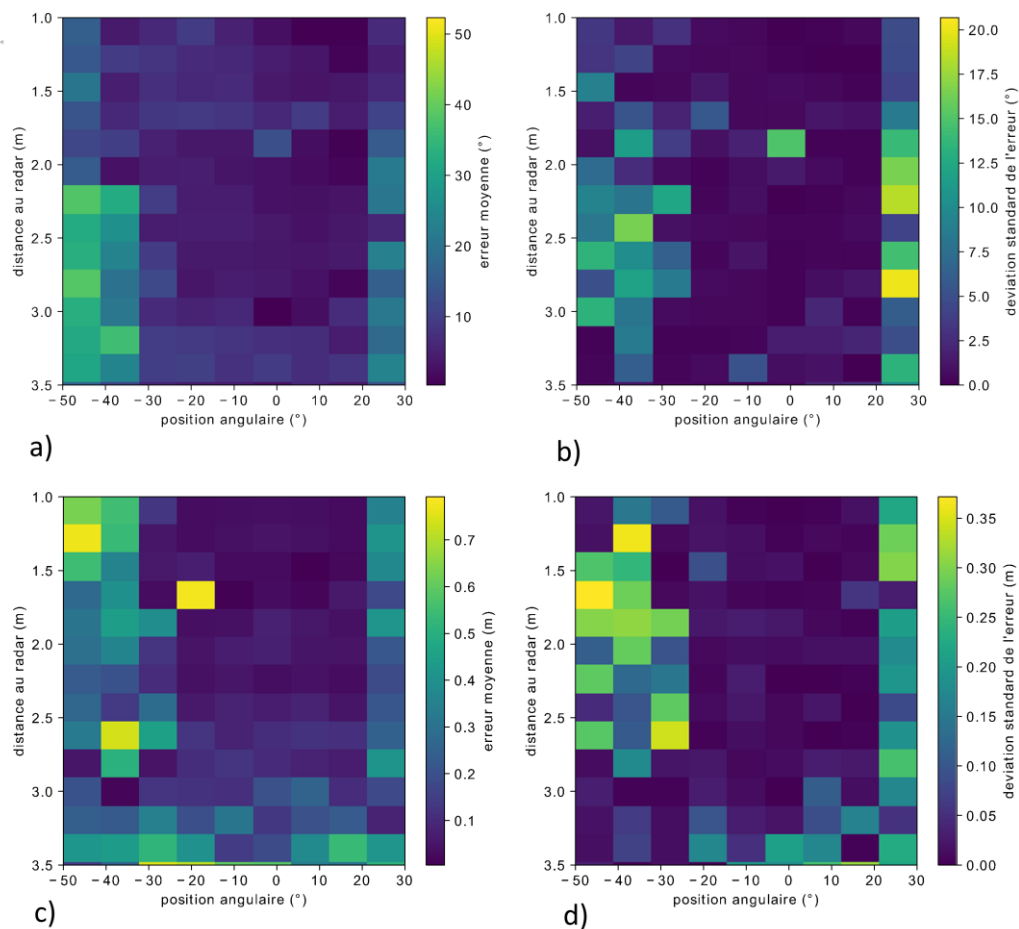


Figure 4-22 - Estimation de l'erreur de mesure de position en fonction de la position de la cible : (a) erreur moyenne sur la distance estimée, (b) déviation standard de l'erreur sur la distance estimée, (c) erreur moyenne de l'angle d'arrivée estimé et (d) déviation standard de l'erreur sur l'angle d'arrivée

Pour les déterminer les élévations minimale et maximale, des mesures ont été réalisées. Il en ressort que la détection est possible entre 65° et 115° , mais qu'elle est limitée par la présence du sol et du plafond de salle de mesure.

4.5.3. Exemples de détection

Plusieurs mesures sont aussi réalisées pour estimer la position de bourdons se déplaçant dans l'environnement. Pour cela des ruches sont placées en dessous du système RADAR pour pouvoir détecter et suivre des bourdons sortant de celle-ci. La ruche est elle-même placée dans un tunnel de vol permettant de limiter l'arrivée d'autres cibles susceptibles d'être détectées par le RADAR. Ce tunnel limite aussi le déplacement du bourdons dans un volume de $20m \times 10m \times 3m$. Les bourdons utilisés (*Bombus terrestris*) sont lâchés dès que le système RADAR commence à réaliser des mesures.

4.5.3.1. Détection de plusieurs individus

Pour pouvoir estimer la position de plusieurs individus il a été fait des mesures pendant le vol d'orientation des bourdons (Figure 4-23). Ce vol permet aux bourdons de reconnaître leur ruche et ainsi pouvoir y retourner par la suite. Ce vol se fait en général proche de la ruche ce qui limite la zone de déplacement et permet de suivre plusieurs bourdons à la fois. Les vols par la suite se faisant en général dans un volume plus important pour pouvoir trouver des sources de nourritures afin d'assurer la survie de la colonie.

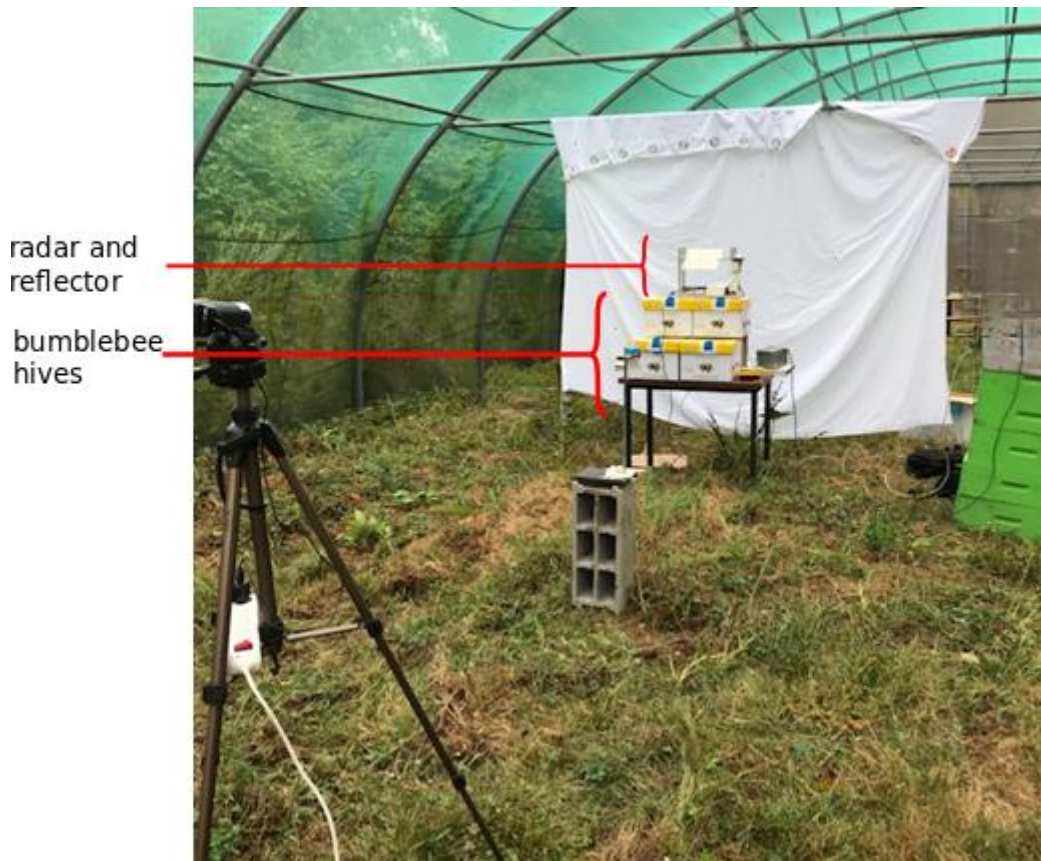


Figure 4-23 - Image du tunnel de vol avec le RADAR installé sur les ruches utilisées

L'expérience a permis de vérifier la possibilité de détecter plusieurs individus en même temps. Mais n'ayant pas de moyens de vérifier la position vraie des bourdons de manière précise il faut se fier uniquement à la détection RADAR (Figure 4-24). Cette estimation se fait dans un volume restreint alors que les bourdons peuvent se déplacer dans le volume total du tunnel de vol.

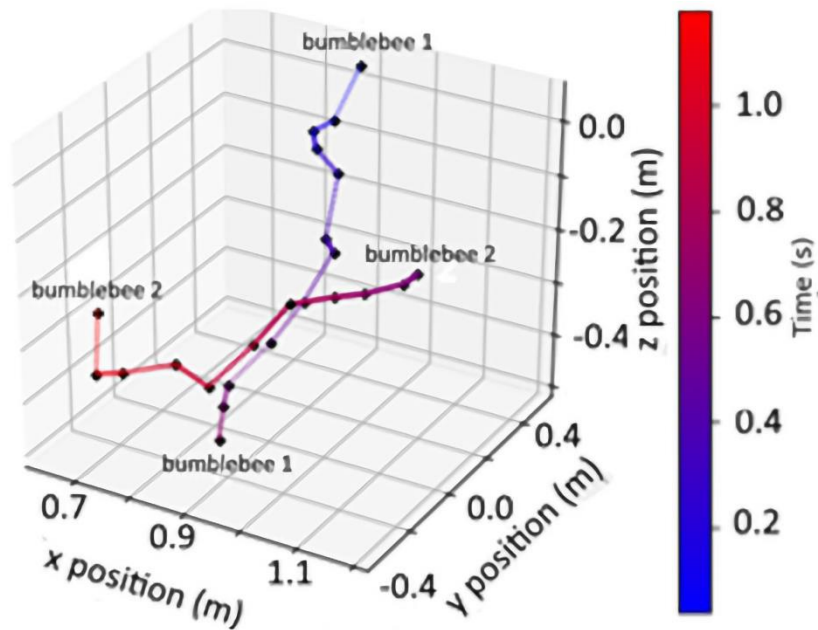


Figure 4-24 - Position de deux bourdons au cours du temps : en noir sont représentées les positions estimées par le RADAR et en couleur la position interpolée linéairement entre deux estimations de position successives.

4.5.3.2. Détection à travers un obstacle

On utilise ici un film plastique noir limitant la détection visuelle du RADAR par le bourdon et réduisant donc l'influence éventuelle de la vue du RADAR sur son comportement. Le changement de comportement dû à la mesure est en effet rédhibitoire pour un système de mesure. Des mesures de déplacement sont ainsi réalisées pour vérifier la possibilité de la détection RADAR de bourdons en présence de ce film plastique (Figure 4-25).

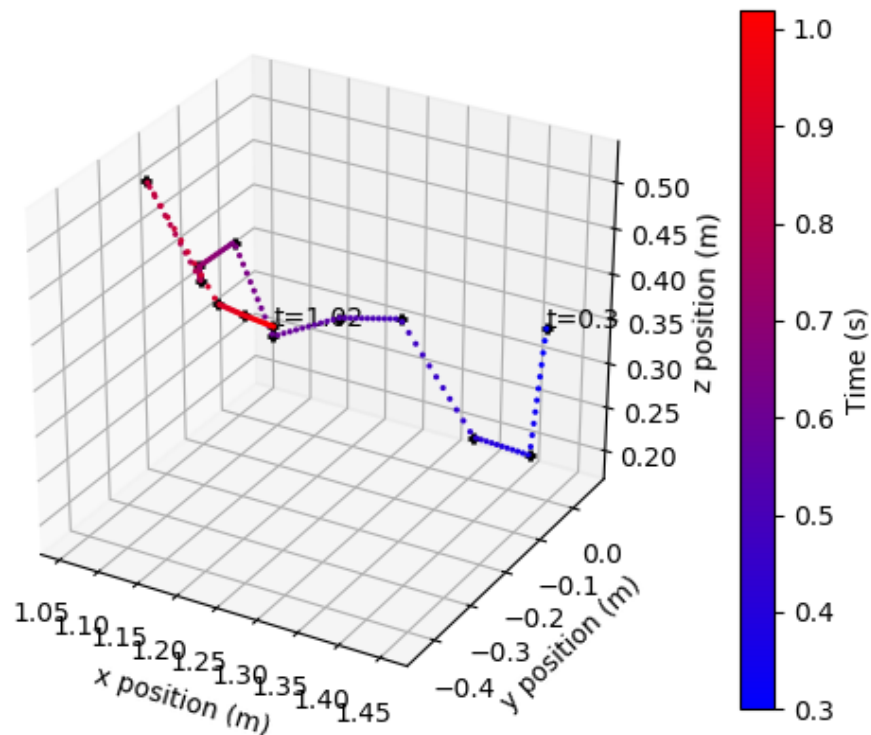


Figure 4-25 - Détection d'un bourdon en présence d'un film plastique noir devant le RADAR et le masquant de la vue de l'insecte : en noir sont représentées les positions estimées par le RADAR et en couleur la position interpolée linéairement entre deux détections successives

4.5.3.3. Augmentation du volume de détection

Pour augmenter le volume de détection du RADAR plusieurs méthodes sont possibles. La première est d'augmenter la puissance émise par le RADAR. Cette méthode permet d'augmenter le signal rétrodiffusé par la cible mais augmente également le signal provenant de l'environnement. La deuxième méthode consiste à changer les antennes d'émission et réception du RADAR. En augmentant le gain des antennes la densité de puissance du signal provenant de la cible est en effet augmentée, permettant ainsi d'accroître la distance maximale de détection. Cette méthode réduisant les angles d'ouverture des antennes, il faut tout de même s'assurer que cet angle permet de détecter l'insecte quel que soit sa direction en élévation. Une dernière méthode consiste à utiliser plusieurs RADARs et réflecteurs pour multiplier les zones de détection. Pour avoir une détection de bonne qualité il faut que les signaux issus des différents RADARs n'interfèrent pas et ne génèrent pas des détections en double de la cible (Figure 4-26).

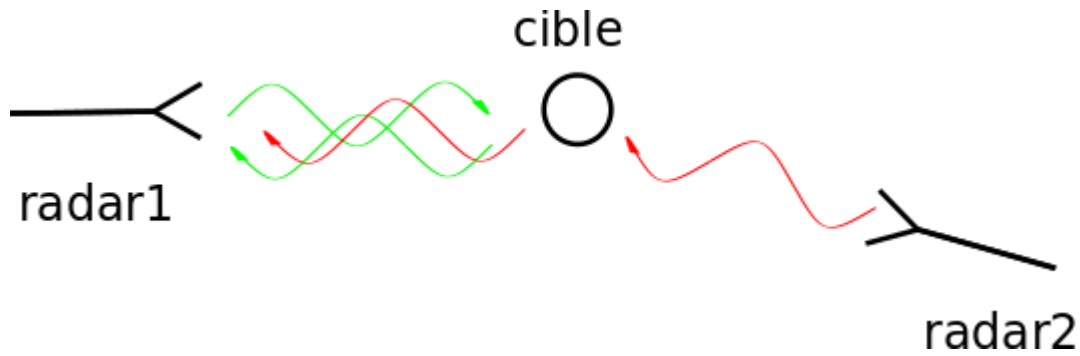


Figure 4-26 - Illustration de la détection double d'une cible éclairée par deux RADARs.

La détection double a cependant peu de chance d'arriver. Comme la durée de la mesure est de $256\mu s$ il faudrait que le signal d'un RADAR soit reçu pendant les $256\mu s$ utilisées par l'autre RADAR pour sa mesure. Or l'angle de vue du RADAR changeant au cours du temps, la probabilité pour que les deux RADARs émettent simultanément un signal en direction de l'autre est faible. Rapportée à la durée ΔT d'un tour, la durée $\Delta \tau$ du signal est en effet très faible :

$$\frac{\Delta \tau}{\Delta T} = \frac{512\mu s}{60ms} = 8.5 \cdot 10^{-3} \quad (4-40)$$

et si les orientations des réflecteurs des deux RADAR ne sont pas corrélées, ce rapport est encore plus faible ($7.3 \cdot 10^{-5}$).

4.6. DISCUSSION

Notre méthode permet d'estimer la position variable dans l'espace d'une cible de la taille d'un insecte. Elle ne nécessite pas d'équiper la cible au préalable et permet d'estimer la position d'un insecte sans affecter son comportement par l'ajout d'un tag. La distance maximale de détection est cependant faible, de l'ordre de quelques mètres. La distance RADAR-insecte est obtenue avec une précision de l'ordre du centimètre. La mesure RADAR nous permet en outre de détecter simultanément plusieurs cibles en mouvement si la distance qui les séparent est supérieure à une dizaine de centimètre. Malgré les limitations et inconvénients du balayage mécanique du faisceau RADAR, il a été possible d'estimer la position d'un bourdon au cours du temps avec une résolution temporelle de $60ms$. Les mesures faites durant la thèse se contentaient de balayer la scène en utilisant un seul faisceau RADAR. Cependant, la détection des bourdons pourrait aisément être réalisée en prenant un deuxième faisceau et doubler ainsi le volume de détection (voir Figure 4-27).

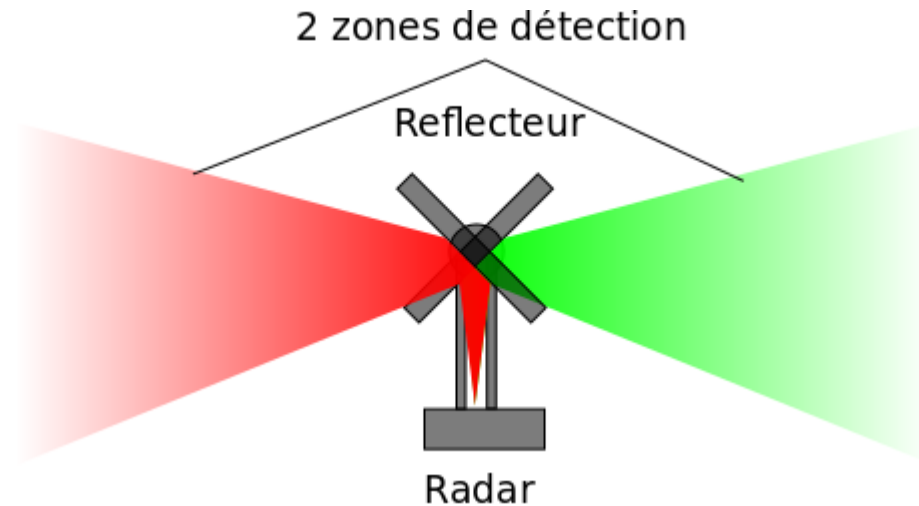


Figure 4-27 - Volume de détection vu par le RADAR : en vert est représenté le volume utilisé pour les mesures de positions des bourdons dans nos travaux de thèse, et en rouge est indiqué un deuxième volume de détection non encore exploité.

En comparant la méthode RADAR proposée pour le suivi en vol des bourdons à celles existantes, on peut voir qu'elle permet une détection avec un volume comparable à celui d'une détection par caméra, avec une précision de mesure cependant plus faible. L'avantage de la méthode RADAR vient du fait que la détection n'est que peu affectée par les cibles en dehors de la zone de mesure. Contrairement à une estimation par caméra la détection sépare les cibles par rapport à la distance entre le capteur et la cible, ce qui permet d'extraire le signal provenant de l'environnement. Mais cette détection RADAR est tout de même dépendante de l'environnement. Si le RADAR effectue des mesures indoor, le signal rétrodiffusé par l'environnement est susceptible de dégrader le signal utile en augmentant le bruit de mesure.

On peut aussi voir que la distance maximale de détection que j'ai obtenue dans mes travaux de thèse est bien inférieure à celle que l'on obtiendrait en utilisant un RADAR harmonique (Osborne et al. 1999). Cette différence peut être expliquée par plusieurs facteurs. Premièrement la puissance d'émission du RADAR harmonique est beaucoup plus élevée que celle utilisée ici. La puissance du RADAR harmonique étant de 25kW contre 10mW dans notre cas, soit un rapport de puissance de $25 \cdot 10^5$. De plus le RADAR harmonique nécessite d'attacher un transpondeur à la cible ce qui permet d'augmenter le rapport signal sur bruit et d'extraire le signal provenant de la cible plus facilement à des distances importantes. Cependant, les avantages de notre méthode RADAR résident dans le fait de pouvoir suivre simultanément plusieurs insectes, d'avoir une précision de mesure de distance plus élevée (que ce soit dans l'espace ou dans le temps) et d'estimer la position des insectes dans l'espace (et non uniquement dans un plan), le tout sans les munir de tags. La détection par RADAR permet également, contrairement à des méthodes optiques, de détecter des insectes à travers des obstacles, ce qui présente l'avantage de cacher les zones d'intérêt ou le RADAR lui-même. Le RADAR permet enfin de détecter des insectes volants nocturnes, la détection ne nécessitant pas d'illuminer la scène.

Une augmentation sensible de la distance maximale de détection nécessiterait des adaptations du traitement du signal RADAR et une modification de l'architecture du RADAR. Par ailleurs, j'estime à ce jour qu'il est impossible de détecter des cibles dans

la ruche avec la méthode RADAR proposée. En effet, la résolution en distance ne permet pas de séparer les échos de deux bourdons séparés dans la ruche. Une autre limite du système RADAR est le fait que, selon moi, la détection est pour le moment limitée à une détection en extérieur. En effet, à cause du signal provenant des murs et obstacles divers dans la scène, les niveaux de puissance de bruit étant plus important en intérieur qu'en extérieur ce qui dégrade la détection.

4.7. CONCLUSION DU CHAPITRE 4

Dans ce chapitre, j'ai pu montrer la possibilité de détecter un insecte volant en utilisant un RADAR FMCW à onde millimétrique. Cette détection permet d'estimer la position variable d'un insecte jusqu'à environ 2.5m et de manière fiable. La précision de mesure de position est de l'ordre du centimètre. Il n'est pas nécessaire d'équiper l'insecte d'un tag pour estimer sa position au cours du temps.

Cependant, le traitement des données réalisé dans le cadre de la thèse est lent et n'a pas permis une estimation de position en temps réel. La taille des données est aussi un problème. Chaque mesure nécessite d'estimer le signal RADAR reçu par chaque des antennes. Ce qui représente 4.5 gigaoctet pour 5 minutes de mesures. De plus la distance entre chaque insecte doit être suffisante pour pouvoir les distinguer, ce qui ne permet pas d'utiliser la méthode proposée pour étudier les nuées d'insectes. La distance maximale de détection du RADAR est pour le moment trop faible pour une utilisation pratique dans le cadre de l'étude du comportement des bourdons dans leur milieu naturel. Il pourrait s'avérer nécessaire d'utiliser simultanément plusieurs RADARs pour étendre le volume de détection, ou d'utiliser un autre RADAR avec un bruit de mesure plus faible que celui que j'ai utilisé dans mes travaux de thèse ou encore en déployant plus d'antennes.

Dans le cadre de mesure avec un unique RADAR FMCW il est possible d'améliorer le traitement du signal en utilisant des réseaux de neurones permettant de convertir les spectres de battement des différentes antennes en position de cibles dans l'environnement. Comme précisé dans l'annexe 7.4 ce type de traitement donne moins de fausses détections que le traitement par l'algorithme MUSIC et permet d'avoir un traitement plus rapide. L'un des principaux problèmes de ce traitement tient au fait qu'il soit uniquement adapté aux signaux proches de ceux utilisés lors de l'entraînement du réseau.

5. CONCLUSION & PERSPECTIVES

Au cours de mes travaux de thèse, j'ai montré qu'il était possible d'utiliser la technologie RADAR FMCW pour le suivi automatisé du comportement d'animaux de différentes tailles, avec différents modes de locomotion, et dans différents contextes expérimentaux.

Il a été montré dans un premier temps qu'il était possible d'utiliser ce type de RADARs pour le suivi de la posture des truies durant leur maternité. Cinq postures de truies ont été estimées à partir des données RADAR et ce avec une sensibilité et spécificité supérieures à 90%. La méthode proposée a l'avantage d'être applicable en temps réel et ne nécessite pas de munir les animaux de dispositifs électroniques pour en déterminer la posture.

Puis nous avons montré qu'il était possible d'utiliser des RADARs FMCW pour suivre le comportement de moutons lors de tests de comportement. Notre approche de détection permet en effet d'estimer des caractéristiques de comportement lié à la docilité et la sociabilité de l'animal jusqu'alors non utilisés lors des tests. De plus, le traitement des données RADAR peut être fait en temps réel, et la détection peut être réalisée jusqu'à 45 mètres dans des environnements favorables.

Enfin, nous avons montré qu'il était possible de déterminer la position d'un insecte volant à l'aide de RADARs FMCW. Cette méthode de détection a nécessité d'adapter un RADAR du commerce afin de scanner l'espace et déterminer ainsi les coordonnées de la cible dans l'espace. Le volume de détection est pour le moment de 6m³ et la précision sur la position est de quelques centimètres. Le suivi simultané de plusieurs insectes a été réalisé sans les munir de tags.

A l'issue de ce travail, plusieurs perspectives sont identifiées pour améliorer les performances de notre méthode de détection et permettre une utilisation plus large en éthologie. Plusieurs pistes sont envisagées comme par exemple la modification du système de mesure pour augmenter les distances de suivi, l'utilisation de tags passifs pour cibler certains individus, ou l'optimisation du traitement du signal pour permettre des analyses automatisées en temps réel.

Les RADARs utilisés dans ce travail étaient disponibles dans le commerce. Cependant, ils n'étaient pas parfaitement adaptés à notre besoin. En effet, ils ne permettaient pas d'estimer la position de cibles mobiles dans l'espace sans passer par un balayage mécanique du faisceau RADAR. En outre, ils présentaient un angle de vue souvent inadapté au besoin (voir par exemple dans le cas de la détection des moutons) ou/et ne permettaient pas une modification simple des antennes. Pour la détection d'animaux volants, que ce soit des insectes ou des oiseaux, l'utilisation de réseaux d'antennes permettrait d'avoir accès à la position 3D des cibles sans qu'il soit nécessaire de réaliser un balayage mécanique du faisceau RADAR (l'estimation de la position 3D est 60 fois plus lente que la détection 2D et dans nos travaux, le moteur utilisé pour réaliser le balayage mécanique consomme 10 fois plus de puissance que le RADAR). Sous réserve d'un nombre d'estimation suffisant par seconde (à savoir, au moins 30 estimations par seconde), un RADAR muni d'un réseau d'antennes dédié permettrait de réduire la distance séparant deux détections successives de la cible. De plus, en mesurant la fréquence Doppler, il permettrait de mieux séparer dans le signal reçu l'écho RADAR

provenant de l'environnement (supposé fixe) et celui issu de l'animal. La mesure de cette fréquence a en effet récemment permis d'estimer la vitesse de battement des ailes d'un insecte (Wang et al. 2017)).

Il est aussi possible de munir d'un tag pour identifier les animaux à détecter. Cette approche est bien connue et tout à fait compatible avec la détection RADAR proposée dans cette étude. Il est possible, par exemple, d'utiliser un tag qui dépolarise l'onde incidente (Lui et al. 2006)) ou qui modifie la fréquence du signal rétrodiffusé. Cette dépolarisation ou ce changement de fréquence pourrait être spécifique à un tag donné et donc permettre l'identification de celui-ci. Cependant, pour de petits animaux comme des insectes, l'utilisation de tags reste problématique car la masse et/ou l'encombrement de ces tags pourraient modifier le comportement de ces animaux.

Une autre méthode pour améliorer les performances du suivi RADAR des animaux serait de modifier le traitement des données RADAR. Dans cette thèse il a été appliqué des méthodes de détection qui, malgré certaines adaptations, restent souvent classiques et se basent sur la modélisation du signal reçu par les antennes des RADARs. Mais cette modélisation est critiquable, en particulier parce qu'elle suppose que la cible est ponctuelle et placée en zone lointaine (ce qui nous a permis de négliger l'effet des couplages entre les antennes). Pour améliorer le traitement du signal une utilisation de méthodes se basant sur des algorithmes d'apprentissage pourrait être envisagée. Ce qui a partiellement été évoqué durant le manuscrit. Mais pour pouvoir utiliser ce type d'approche (par réseau de neurones ou autre) il est nécessaire d'avoir un grand nombre de données dont les caractéristiques recherchées (position des animaux, position des obstacles, orientation de l'animal ou autre) sont connues. Or pour le moment peu de mesures RADAR ont été réalisées et cela ne permet pas, à ce jour, d'avoir des algorithmes fiables et généraux (c'est-à-dire applicables dans des conditions expérimentales variées ou sur des signaux provenant de différents RADARs). Pour ce faire plusieurs méthodes peuvent être envisagées. La première consisterait à simuler plus finement le signal reçu par un RADAR provenant de cibles complexes. Si ces simulations sont possibles cela permettrait d'avoir un ensemble de données dont la taille n'est limitée que par le temps de calcul nécessaire pour cette simulation. Une deuxième solution consiste à utiliser une méthode de détection tierce afin de pouvoir réaliser des mesures RADARs en grand nombre pour une position connue des cibles à détecter. Par exemple, dans le cas d'animaux de grande taille, l'utilisation de GPS permettrait de connaître la position automatique des cibles présentes dans la scène RADAR et d'entraîner un algorithme en utilisant ces données. Ce type de méthode permettrait d'avoir des données annotées sans la nécessité de moyens humains importants. Des méthodes de détection vidéos pourraient également être appliquées. Par exemple, dans le cas de la détection des moutons dans le couloir, on pourrait recouvrir le couloir d'une couleur vive rendant la détection visuelle plus simple. Et ainsi connaître la position des moutons au cours du temps et coupler ces estimations avec les signaux RADARs pour permettre l'entraînement d'un réseau de neurones. Une méthode combinant des méthodes classiques de détection et des méthodes d'apprentissage pourraient également être utilisées. En effet comme cela a été fait en partie pour la détection des bourdons, il est possible d'utiliser la détection faite par des méthodes plus classiques (MUSIC, formateur de faisceaux etc...) et d'utiliser ces données comme base d'apprentissage. L'application des avancées réalisées dans le domaine de la robotique pour miniaturiser les drones permettrait d'utiliser des robots

comme des cibles pour simuler le signal rétrodiffusé par des animaux. Par exemple dans le cas de la détection d'animaux volants (oiseaux et insectes) certains drones peuvent être utilisés (Serres et al. 2017) (Dufour et al. 2016). Il existe en effet des drones volants qui utilisent le battement d'aile pour voler. Le signal RADAR rétrodiffusé par de tels objets est susceptible de mimer celui d'insectes volants et donc être utilisé pour l'entraînement d'un réseau de neurones. Il faut cependant vérifier que les modèles ainsi entraînés soient utilisables en pratique sur des cibles animales. Enfin, une dernière méthode pour améliorer les performances du suivi RADAR des animaux a déjà fait ses preuves dans le traitement des images (par exemple la détection de visage (Sun et al. 2015) ou la détection d'objets (Redmond et al. 2017)). Il s'agit d'utiliser des bases de données partagées. Cela permet de multiplier les données annotées et d'améliorer les performances du traitement du signal. L'une des bases de données les plus importantes est Imagenet (Russakovsky et al. 2015). Elle regroupant plusieurs millions d'images annotées. Cependant, dans le cas des données RADARs, la génération de bases de données cela nécessiterait de populariser l'usage de l'outil, notamment dans le milieu de l'éthologie, afin d'accroître la quantité de données annotées. A ce jour, à notre connaissance, aucune base de données RADARs sur le comportement animal n'existent, ce qui limite fortement l'application des méthodes d'apprentissage, tels que les réseaux de neurones.

Pour conclure, nous avons pu établir qu'il est possible d'utiliser en pratique des RADARs FMCW pour l'estimation de paramètres utiles à l'éthologie. La détection de gros animaux d'élevage est possible et le traitement est réalisable en temps réel. Il reste cependant à compléter l'étude de la fiabilité de ces méthodes sur un plus grand nombre d'individus étudiés et à voir si les résultats dépendent des espèces utilisées. La méthode de suivi RADAR proposée est prometteuse. Il serait cependant nécessaire de vérifier que les ondes électromagnétiques émises par le RADAR ne perturbent pas le mouvement de l'animal à détecter. Dans le cas où l'animal percevrait ces ondes, il serait nécessaire d'en étudier les effets.

6. BIBLIOGRAPHIE

- Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., ... Devin, M. (2016). Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems. *ArXiv Preprint ArXiv:1603.04467*.
- Abdi, H. (2007). Singular value decomposition (SVD) and generalized singular value decomposition. *Encyclopedia of Measurement and Statistics*, 907–912.
- Abileah, R., Martin, D., Lewis, S. D., & Gisiner, B. (1996). Long-range acoustic detection and tracking of the humpback whale Hawaii-Alaska migration. In *OCEANS 96 MTS/IEEE Conference Proceedings. The Coastal Ocean-Prospects for the 21st Century* (Vol. 1, pp. 373–377).
- Agarap, A. F. (2018). Deep learning using rectified linear units (relu). *ArXiv Preprint ArXiv:1803.08375*.
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723.
- Anderson, D. J., & Perona, P. (2014). Toward a science of computational ethology. *Neuron*, 84(1), 18–31.
- Aumann, H. M. (2018). A technique for measuring the RCS of free-flying honeybees with a 24 GHz CW Doppler radar. In *12th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP 2018)* 1–4.
- Balanis, C. A. (2011). *Modern antenna handbook*. John Wiley & Sons.
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2014). Fitting linear mixed-effects models using lme4. *ArXiv Preprint ArXiv:1406.5823*.
- Belfiori, F., Rossum, W., & Hoogeboom, P. (2012). 2D-MUSIC technique applied to a coherent FMCW MIMO radar. In *IET Conference Publications*, 1–6.
- Bindon, B. M. (1975). Ovulation in ewes selected for fecundity: Effect of synthetic Gn-RH injected on the day of oestrus. *Reproduction*, 44(2), 325–328.

- Boeddeker, N., Mertes, M., Dittmar, L., & Egelhaaf, M. (2015). Bumblebee homing: the fine structure of head turning movements. *PLoS One*, 10(9).
- Boissy, A., Bouix, J., Orgeur, P., Poindron, P., Bibé, B., & Le Neindre, P. (2005). Genetic analysis of emotional reactivity in sheep: effects of the genotypes of the lambs and of their dams. *Genetics Selection Evolution*, 37(4), 381–401.
- Boissy, A., & Erhard, H. W. (2014). How studying interactions between animal emotions, cognition, and personality can contribute to improve farm animal welfare. In *Genetics and the behavior of domestic animals*, 81–113.
- Boissy, A., Le Neindre, P., Gastinel, P. L., & Bouix, J. (2002). Génétique et adaptation comportementale chez les ruminants: perspectives pour améliorer le bien-être en élevage. *Productions Animales*, 15(5), 373–382.
- Boivin, X., Lensink, J., Tallet, C., & Veissier, I. (2003). Stockmanship and farm animal welfare. *ANIMAL WELFARE-POTTERS BAR THEN WHEATHAMPSTEAD-*, 12(4), 479–492.
- Bonneau, M., Vayssade, J.-A., Troupe, W., & Arquet, R. (2020). Outdoor animal tracking combining neural network and time-lapse cameras. *Computers and Electronics in Agriculture*, 168, 105150.
- Boyle, L. A., Leonard, F. C., Lynch, P. B., & Brophy, P. (2002). Effect of gestation housing on behaviour and skin lesions of sows in farrowing crates. *Applied Animal Behaviour Science*, 76(2), 119–134.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Bromenshenk, J., Henderson, C., Seccomb, R., Rice, S., Etter, R., Bender, S., ... Spangler, L. (2003). Can honey bees assist in area reduction and landmine detection? *Journal of Conventional Weapons Destruction*, 7(3), 5.

- Broom, D. M., Mendl, M. T., & Zanella, A. J. (1995). A comparison of the welfare of sows in different housing conditions. *Animal Science*, 61(2), 369–385.
- Brown, A. E., & De Bivort, B. (2018). Ethology as a physical science. *Nature Physics*, 14(7), 653–657.
- Brown, A. E., Yemini, E. I., Grundy, L. J., Jucikas, T., & Schafer, W. R. (2013). A dictionary of behavioral motifs reveals clusters of genes affecting *Caenorhabditis elegans* locomotion. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(2), 791–796.
- Bruno, S. (2013). *Chaînes de Markov : Théorie, algorithmes et applications*. Lavoisier.
- Cadahía, L., López-López, P., Urios, V., & Negro, J. J. (2010). Satellite telemetry reveals individual variation in juvenile Bonelli's eagle dispersal areas. *European Journal of Wildlife Research*, 56(6), 923–930.
- Canario, L., Moigneau, C., Billon, Y., & Bidanel, J. P. (2007). Comparison of maternal abilities of Meishan and Large White breeds in a loose-housing system. *Book of Abstracts of 58th Annu. Meet. Eur. Assoc. Anim. Prod., Dublin, Ireland. Eur. Assoc. Anim. Prod., Rome, Italy. Wageningen Academic Publishers, Wageningen, the Netherlands*, 148.
- Capaldi, E. A., Smith, A. D., Osborne, J. L., Fahrbach, S. E., Farris, S. M., Reynolds, D. R., ... Poppy, G. M. (2000). Ontogeny of orientation flight in the honeybee revealed by harmonic radar. *Nature*, 403(6769), 537–540.
- Chapman, J. W., Reynolds, D. R., & Smith, A. D. (2003). Vertical-looking radar: a new tool for monitoring high-altitude insect migration. *Bioscience*, 53(5), 503–511.
- Chiron, G., Gomez-Krämer, P., & Ménard, M. (2013). Detecting and tracking honeybees in 3D at the beehive entrance using stereo vision. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2013(1), 59.
- Chollet, F. (2018). Keras: The python deep learning library. *Ascl*, ascl–1806.

- Cooper, J., Gordon, I. J., & Pike, A. W. (2000). Strategies for the avoidance of faeces by grazing sheep. *Applied Animal Behaviour Science*, 69(1), 15–33.
- Coppersmith, D., & Winograd, S. (1987). Matrix multiplication via arithmetic progressions. In *Proceedings of the nineteenth annual ACM symposium on Theory of computing*, 251–281.
- Cornou, C., Lundbye-Christensen, S., & Kristensen, A. R. (2011). Modelling and monitoring sows' activity types in farrowing house using acceleration data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 76(2), 316–324.
- Delserone, L. M. (2013). The Humane Society of the United States (HSUS)(<http://www.humanesociety.org/>). *Journal of Agricultural & Food Information*, 14(4), 275–281.
- Demmel, J. (1991). LAPACK: A portable linear algebra library for high-performance computers. *Concurrency: Practice and Experience*, 3(6), 655–666.
- Desmeulles, G., Querrec, G., Redou, P., Kerdélo, S., Misery, L., Rodin, V., & Tisseau, J. (2006). The virtual reality applied to biology understanding: The in virtuo experimentation. *Expert Systems with Applications*, 30(1), 82–92.
- Dhanaraj, M., Chachlakis, D. G., & Markopoulos, P. P. (2018). Incremental complex L1-PCA for direction-of-arrival estimation. In *2018 IEEE Western New York Image and Signal Processing Workshop (WNYISPW)*, 1–5.
- Dore, A., Henry, D., Lihoreau, M. & Aubert, H. (2020). 3D Trajectories of Multiple Untagged Flying Insects from Millimetre-wave Beamscanning RADAR. *IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and North American Radio Science Meeting*.
- Dore A., Lihoreau, M., Billon, Y., Ravon, L., Reignier, S., Bailly, J., Bompa, J-F., Ricard, E., Aubert, H., Henry, D. & Canario, L. (2021). Millimeter-wave RADARs for the

automatic recording of sow postural activity. *71st Annual Meeting of European Federation of Animal Science*.

Dore, A., Pasquaretta, C., Henry, D., Ricard, E., Bompard, J.-F., Bonneau, M., ... Lihoreau, M. (2020). A non-invasive radar system for automated behavioural tracking: application to sheep. *BioRxiv* doi:10.1101/2020.12.09.418038.

Dufour, L., Owen, K., Mintchev, S., & Floreano, D. (2016). A drone with insect-inspired folding wings. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 1576–1581.

Edwards, S. A. (2002). Perinatal mortality in the pig: environmental or physiological solutions? *Livestock Production Science*, 78(1), 3–12.

Everingham, M., Eslami, S. A., Van Gool, L., Williams, C. K., Winn, J., & Zisserman, A. (2015). The pascal visual object classes challenge: A retrospective. *International Journal of Computer Vision*, 111(1), 98–136.

Feger, R., Wagner, C., Schuster, S., Scheiblhofer, S., Jager, H., & Stelzer, A. (2009). A 77-GHz FMCW MIMO radar based on an SiGe single-chip transceiver. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 57(5), 1020–1035.

Fioranelli, F., Li, H., Le Kernec, J., Busin, V., Jonsson, N., King, G., ... Viora, L. (2019). Radar-based evaluation of lameness detection in ruminants: preliminary results. In *2019 IEEE MTT-S International Microwave Biomedical Conference (IMBioC)*, 1–4.

Gallai, N., Salles, J.-M., & Settele, J. (2009). Economic valuation of the vulnerability of world agriculture confronted with pollinator decline. *Ecological Economics*, 68(3), 810–821.

Galin, N. (2012). *Measuring snow thickness over Antarctic sea ice with a helicopter-borne 2-8 GHz FMCW radar* (PhD Thesis). University of Tasmania.

Gibbons, J. M., Lawrence, A. B., & Haskell, M. J. (2010). Measuring sociability in dairy cows. *Applied Animal Behaviour Science*, 122(2–4), 84–91.

- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (Vol. 1). MIT press Cambridge.
- Grandinson, K., Lund, M. S., Rydhmer, L., & Strandberg, E. (2002). Genetic parameters for the piglet mortality traits crushing, stillbirth and total mortality, and their relation to birth weight. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section A-Animal Science*, 52(4), 167–173.
- Gray, G. D., Barger, I. A., Le Jambre, L. F., & Douch, P. G. C. (1992). Parasitological and immunological responses of genetically resistant Merino sheep on pastures contaminated with parasitic nematodes. *International Journal for Parasitology*, 22(4), 417–425.
- Hack, D. E., Patton, L. K., Himed, B., & Saville, M. A. (2014). Centralized passive MIMO radar detection without direct-path reference signals. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 62(11), 3013–3023.
- Hacker, C. E., Horback, K. M., & Miller, L. J. (2015). GPS technology as a proxy tool for determining relationships in social animals: An example with African elephants. *Applied Animal Behaviour Science*, 163, 175–182.
- Haderer, A., Wagner, C., Feger, R., & Stelzer, A. (2008). A 77-GHz FMCW front-end with FPGA and DSP support. In *2008 International Radar Symposium* 1–6.
- Halko, N., Martinsson, P.-G., & Tropp, J. A. (2011). Finding structure with randomness: Probabilistic algorithms for constructing approximate matrix decompositions. *SIAM Review*, 53(2), 217–288.
- Hanrahan, J. P. (1982). Selection for increased ovulation rate, litter size and embryo survival. In *2nd World Congress on Genetics Applied to Livestock Production* (294).
- Hansen, B. D., Lascelles, B. D. X., Keene, B. W., Adams, A. K., & Thomson, A. E. (2007). Evaluation of an accelerometer for at-home monitoring of spontaneous activity in dogs. *American Journal of Veterinary Research*, 68(5), 468–475.

Hazard, D., Foulquie, D., Delval, E., François, D., Bouix, J., Sallé, G., ... Boissy, A. (2012).

Identification de QTL pour la réactivité comportementale chez les ovins allaitants: une nouvelle piste pour faciliter la conduite des troupeaux. *19è 3R, Paris*.

Hazard, D., Moreno, C., Foulquié, D., Delval, E., François, D., Bouix, J., ... Boissy, A.

(2014). Identification of QTLs for behavioral reactivity to social separation and humans in sheep using the OvineSNP50 BeadChip. *BMC Genomics*, *15*(1), 778.

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 770–778.

Henry, D., Aubert, H., Ricard, E., Hazard, D., & Lihoreau, M. (2018). Automated Monitoring of Livestock Behavior Using Frequency-Modulated Continuous-Wave Radars. *Progress In Electromagnetics Research*, *69*, 151–160.

Hobbs, S. E., & Aldhous, A. C. (2006). Insect ventral radar cross-section polarisation dependence measurements for radar entomology. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, *153*(6), 502–508.

Hoffmann, W. (1989). Iterative algorithms for Gram-Schmidt orthogonalization. *Computing*, *41*(4), 335–348.

Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 4700–4708.

Huang, H., Gui, G., Sari, H., & Adachi, F. (2018). Deep learning for super-resolution DOA estimation in massive MIMO systems. In *2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*, 1–5.

Hülsmeier, C. (1904). The Telemobiloscope. *Electrical Magazine*, *2*, 388.

- Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *ArXiv Preprint ArXiv:1502.03167*.
- James, R. J. (1989b). A history of radar. *IEE Review*, 35(9), 343–349.
- Jeong, H., Lee, W., Pak, J., Choi, K., Park, S.-H., Yoo, J., ... Lee, Y. W. (2013). Performance of Kepler GTX Titan GPUs and xeon phi system. *ArXiv Preprint ArXiv:1311.0590*.
- Keck, F. (2019). Livestock revolution and ghostly apparitions: South China as a sentinel territory for influenza pandemics. *Current Anthropology*, 60(S20), S251–S259.
- Kesner, R. P., & Olton, D. S. (2014). *Neurobiology of comparative cognition*. Psychology Press.
- Khan, Z., Balch, T., & Dellaert, F. (2004). A rao-blackwellized particle filter for eigentracking. In *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004.* (2), 2.
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *ArXiv Preprint ArXiv:1412.6980*.
- Klein, S., Cabirol, A., Devaud, J.-M., Barron, A. B., & Lihoreau, M. (2017). Why bees are so vulnerable to environmental stressors. *Trends in Ecology & Evolution*, 32(4), 268–278.
- Knight, S. M., Pitman, G. M., Flockhart, D. T., & Norris, D. R. (2019). Radio-tracking reveals how wind and temperature influence the pace of daytime insect migration. *Biology Letters*, 15(7), 20190327.
- Kodaira, N., & Aoyagi, J. (1990). History of radar meteorology in Japan. In *Radar in meteorology*, 69–76.
- Lam, S. K., Pitrou, A., & Seibert, S. (2015). Numba: A llvm-based python jit compiler. In *Proceedings of the Second Workshop on the LLVM Compiler Infrastructure in HPC*, 1–6.
- Lamb, H. (1883). XIII. On electrical motions in a spherical conductor. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, (174), 519–549.

- Lange, M., Detlefsen, J., Bockmair, M., & Trampnau, U. (1987). A millimeter-wave low-range radar altimeter for helicopter applications-system design. In *1987 17th European Microwave Conference*, 222–227.
- Lao, F., Brown-Brandl, T., Stinn, J. P., Liu, K., Teng, G., & Xin, H. (2016). Automatic recognition of lactating sow behaviors through depth image processing. *Computers and Electronics in Agriculture*, 125, 56–62.
- Le Neindre, P., Trillat, G., Sapa, J., Ménissier, F., Bonnet, J. N., & Chupin, J. M. (1995). Individual differences in docility in Limousin cattle. *Journal of Animal Science*, 73(8), 2249–2253.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1(4), 541–551.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324.
- Ligout, S., Foulquié, D., Sèbe, F., Bouix, J., & Boissy, A. (2011). Assessment of sociability in farm animals: The use of arena test in lambs. *Applied Animal Behaviour Science*, 135(1–2), 57–62.
- Lihoreau, M., Chittka, L., Le Comber, S. C., & Raine, N. E. (2012). Bees do not use nearest-neighbour rules for optimization of multi-location routes. *Biology Letters*, 8(1), 13–16.
- Lihoreau, M., Ings, T. C., Chittka, L., & Reynolds, A. M. (2016). Signatures of a globally optimal searching strategy in the three-dimensional foraging flights of bumblebees. *Scientific Reports*, 6(1), 1–13.
- Lorenz, K. (2013). *The foundations of ethology*. Springer Science & Business Media.

- Lui, H.-S., & Shuley, N. (2006). Resonance based radar target identification with multiple polarizations. In *2006 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium* 3259–3262.
- Mainau, E., Dalmau, A., Ruiz-de-la-Torre, J. L., & Manteca, X. (2009). Validation of an automatic system to detect position changes in puerperal sows. *Applied Animal Behaviour Science*, *121*(2), 96–102.
- Maitra, P., Schneider, S., & Shin, M. C. (2009). Robust bee tracking with adaptive appearance template and geometry-constrained resampling. In *2009 Workshop on Applications of Computer Vision (WACV)*, 1–6.
- Manokhin, G. O., Erdyneev, Z. T., Geltser, A. A., & Monastyrev, E. A. (2015). MUSIC-based algorithm for range-azimuth FMCW radar data processing without estimating number of targets. In *2015 IEEE 15th Mediterranean Microwave Symposium (MMS)*, 1–4.
- Manteuffel, C. (2019). Parturition detection in sows as test case for measuring activity behaviour in farm animals by means of radar sensors. *Biosystems Engineering*, *184*, 200–206.
- Matheson, S. M., Thompson, R., Ploetz, T., Kyriazakis, I., Walling, G. A., & Edwards, S. A. (2017). Relationships between sow conformation, accelerometer data and crushing events in commercial piglet production. In *51st Annual Meeting of the International Society for Applied Ethology*. Newcastle University.
- Mathis, A., Mamidanna, P., Cury, K. M., Abe, T., Murthy, V. N., Mathis, M. W., & Bethge, M. (2018). DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning. *Nature Neuroscience*, *21*(9), 1281–1289.
- Mathis, M. W., & Mathis, A. (2020). Deep learning tools for the measurement of animal behavior in neuroscience. *Current Opinion in Neurobiology*, *60*, 1–11.

- Menzel, R., Greggers, U., Smith, A., Berger, S., Brandt, R., Brunke, S., ... Schaupp, F. (2005). Honey bees navigate according to a map-like spatial memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 102(8), 3040–3045.
- Milanesio, D., Sacconi, M., Maggiora, R., Laurino, D., & Porporato, M. (2016). Design of an harmonic radar for the tracking of the Asian yellow-legged hornet. *Ecology and Evolution*, 6(7), 2170–2178.
- Muir, S. K., Linden, N. P., Kennedy, A., Calder, G., Kearney, G., Roberts, R., ... Behrendt, R. (2020). Validation of an automated feeding system for measuring individual animal feed intake in sheep housed in groups. *Translational Animal Science*, 4(2), txaa007.
- Nilsson, C., & Sjöberg, S. (2016). Causes and characteristics of reverse bird migration: an analysis based on radar, radio tracking and ringing at Falsterbo, Sweden. *Journal of Avian Biology*, 47(3), 354–362.
- Ohashi, K., D'Souza, D., & Thomson, J. D. (2010). An automated system for tracking and identifying individual nectar foragers at multiple feeders. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 64(5), 891–897.
- Osborne, J. L., Clark, S. J., Morris, R. J., Williams, I. H., Riley, J. R., Smith, A. D., ... Edwards, A. S. (1999). A landscape-scale study of bumble bee foraging range and constancy, using harmonic radar. *Journal of Applied Ecology*, 36(4), 519–533.
- Öztürk, E., Genschow, D., Yodprasit, U., Yilmaz, B., Kissinger, D., Debski, W., & Winkler, W. (2018). A 120 GHz SiGe BiCMOS Monostatic Transceiver for Radar Applications. In *2018 13th European Microwave Integrated Circuits Conference (EuMIC)* (pp. 41–44).
- Pearson, K. (1900). X. On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of a correlated system of variables is such that it can be reasonably supposed to have arisen from random sampling. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 50(302), 157–175.

- Poirier, J.-R., Aubert, H., & Jaggard, D. L. (2009). Lacunarity of rough surfaces from the wavelet analysis of scattering data. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 57(7), 2130–2136.
- Peixoto, H. M., Teles, R. S., Luiz, J. V. A., Henriques-Alves, A. M., & Santa Cruz, R. M. (2019). Mice tracking using the YOLO algorithm. *PeerJ PrePrints*, 7, e27880v1.
- Psychoudakis, D., Moulder, W., Chen, C.-C., Zhu, H., & Volakis, J. L. (2008). A portable low-power harmonic radar system and conformal tag for insect tracking. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 7, 444–447.
- Rainey, R. C. (1955). Observation of desert locust swarms by radar. *Nature*, 175(4445), 77–77.
- Redmon, J., & Farhadi, A. (2017). YOLO9000: better, faster, stronger. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 7263–7271.
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. In *Advances in neural information processing systems*, 91–99.
- Reynolds, D. A. (2009). Gaussian Mixture Models. *Encyclopedia of Biometrics*, 741.
- Reynolds, D. R., & Riley, J. R. (2002). Remote-sensing, telemetric and computer-based technologies for investigating insect movement: a survey of existing and potential techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, 35(2–3), 271–307.
- Ricard, E., Mialon, M.-M., Hazard, D., & Meunier, B. (2018). Techniques de géolocalisation et mesure du comportement animal: quel outil pour quel phénotype. *Le Cahier Des Techniques de l'INRA*, 176–181.
- Riley, J. R., Smith, A. D., Reynolds, D. R., Edwards, A. S., Osborne, J. L., Williams, I. H., ... Poppy, G. M. (1996). Tracking bees with harmonic radar. *Nature*, 379(6560), 29–30.

- Ringgenberg, N., Bergeron, R., & Devillers, N. (2010). Validation of accelerometers to automatically record sow postures and stepping behaviour. *Applied Animal Behaviour Science*, 128(1–4), 37–44.
- Roberts, G., Williams, A., Last, J. D., Penning, P. D., & Rutter, S. M. (1995). A Low-Power Postprocessed DGPS System for Logging the Locations of Sheep on Hill Pastures. *Navigation*, 42(2), 327–336.
- Roffey, J. (1972). Radar studies of insects. *PANS Pest Articles & News Summaries*, 18(3), 303–309.
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., ... Bernstein, M. (2015). Imagenet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3), 211–252.
- Ryan, H. (1994). *Ricker, Ormsby; Klander, Bntterwo-A choice of wavelets*. CSEG Recorder.
- Schmidt, R. (1986). Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 34(3), 276–280.
- Selvan, K. T., & Janaswamy, R. (2017). Fraunhofer and Fresnel Distances : Unified derivation for aperture antennas. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 59(4), 12–15.
- Sengupta, S., Jayaram, V., Curless, B., Seitz, S. M., & Kemelmacher-Shlizerman, I. (2020). Background Matting: The World Is Your Green Screen, 2291–2300.
- Serres, J., Viollet, S., & Ruffier, F. (2017). Microdrones bio-inspirés. *Les Techniques de l'Ingenieur*, S7717 V1.
- Shamoun-Baranes, J., Alves, J. A., Bauer, S., Dokter, A. M., Hüppop, O., Koistinen, J., ... Chapman, J. W. (2014). Continental-scale radar monitoring of the aerial movements of animals. *Movement Ecology*, 2(1), 9.

- Shang, H., Li, R., He, X., Wang, J., & Peng, X. (2019). Real-time Accurate Object Counting for Smart Farms. In *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1–8.
- Simon, W., Klein, T., & Litschke, O. (2014). Small and light 24 GHz multi-channel radar. In *2014 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI)* (pp. 987–988). IEEE.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *ArXiv:1409.1556*.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929–1958.
- Stauffacher, M. (1992). Group housing and enrichment cages for breeding, fattening and laboratory rabbits. *Animal Welfare*, 1(2), 105–125.
- Straw, A. D., Branson, K., Neumann, T. R., & Dickinson, M. H. (2011). Multi-camera real-time three-dimensional tracking of multiple flying animals. *Journal of The Royal Society Interface*, 8(56), 395–409.
- Sun, Y., Liang, D., Wang, X., & Tang, X. (2015). Deepid3: Face recognition with very deep neural networks. *ArXiv Preprint ArXiv:1502.00873*.
- Tang, B., Tang, J., Zhang, Y., & Zheng, Z. (2013). Maximum likelihood estimation of DOD and DOA for bistatic MIMO radar. *Signal Processing*, 93(5), 1349–1357.
- Thompson, R. J., Matthews, S., Plötz, T., & Kyriazakis, I. (2019). Freedom to lie: How farrowing environment affects sow lying behaviour assessment using inertial sensors. *Computers and Electronics in Agriculture*, 157, 549–557.
- Van Veen, B. D., & Buckley, K. M. (1988). Beamforming: A versatile approach to spatial filtering. *IEEE Assp Magazine*, 5(2), 4–24.

- Von Frisch, K. (1967). *The dance language and orientation of bees*. Cambridge, MA, US: Harvard University Press.
- Voulodimos, A. S., Patrikakis, C. Z., Sideridis, A. B., Ntafis, V. A., & Xylouri, E. M. (2010). A complete farm management system based on animal identification using RFID technology. *Computers and Electronics in Agriculture*, 70(2), 380–388.
- Walton, C. A. (1983). Portable radio frequency emitting identifier. Google Patents.
- Wang, R., Hu, C., Fu, X., Long, T., & Zeng, T. (2017). Micro-Doppler measurement of insect wing-beat frequencies with W-band coherent radar. *Scientific Reports*, 7(1), 1–8.
- Watson-Watt, R. (1946). The evolution of radiolocation. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part I: General*, 93(69), 374–382.
- Wilcox, D., & Sellathurai, M. (2011). On MIMO radar subarrayed transmit beamforming. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 60(4), 2076–2081.
- Wild, B., Sixt, L., & Landgraf, T. (2018). Automatic localization and decoding of honeybee markers using deep convolutional neural networks. *ArXiv:1802.04557*
- Woodgate, J. L., Makinson, J. C., Lim, K. S., Reynolds, A. M., & Chittka, L. (2017). Continuous radar tracking illustrates the development of multi-destination routes of bumblebees. *Scientific Reports*, 7(1), 1–15.
- Yang, A., Huang, H., Zhu, X., Yang, X., Chen, P., Li, S., & Xue, Y. (2018). Automatic recognition of sow nursing behaviour using deep learning-based segmentation and spatial and temporal features. *Biosystems Engineering*, 175, 133–145.
- Zhang, Xiangyu, Zou, J., He, K., & Sun, J. (2015). Accelerating very deep convolutional networks for classification and detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(10), 1943–1955.

- Zhang, X., Xu, L., Xu, L., & Xu, D. (2010). Direction of departure (DOD) and direction of arrival (DOA) estimation in MIMO radar with reduced-dimension MUSIC. *IEEE Communications Letters*, 14(12), 1161–1163.
- Zheng, C., Zhu, X., Yang, X., Wang, L., Tu, S., & Xue, Y. (2018). Automatic recognition of lactating sow postures from depth images by deep learning detector. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 51–63.

7. ANNEXES

7.1. RESULTAT SUR L'ENSEMBLE DES POSTURES DES TRUIES ANNOTEES MANUELLEMENT

Le réseau de neurones a été entraîné une première fois sur l'ensemble des postures manuellement extraites. Mais certaines postures étaient confondues (Figure 7-1), et certaines ont été associées (la différenciation des classes « couché » se sont faites par le fait que les truies étaient en position d'allaitement ou non).

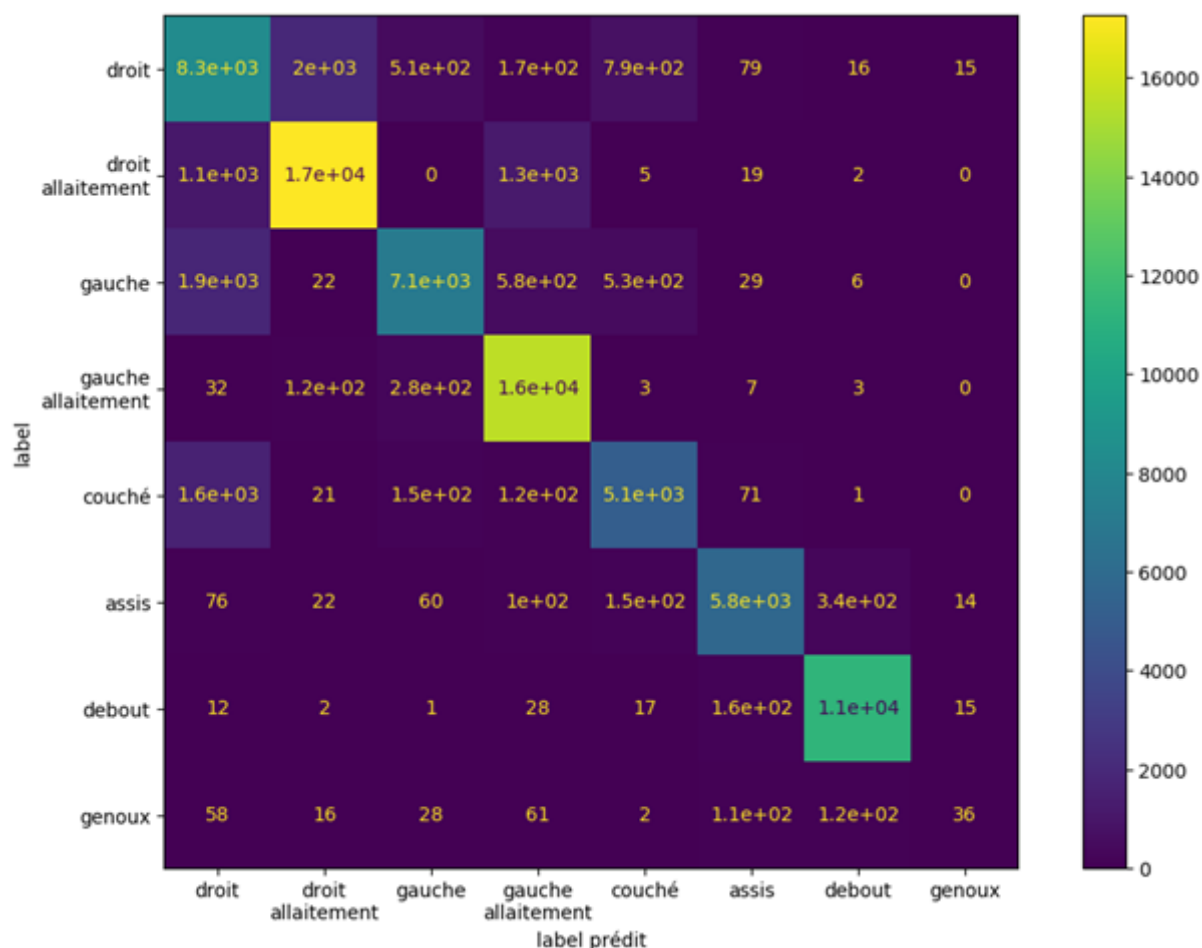


Figure 7-1 - Estimation de la posture pour chaque mesure faite avec le RADAR en utilisant 8 postures et un apprentissage par réseau de neurones.

7.2. RESULTATS DES MODELES LINEAIRES APPLIQUES AUX MOUTONS

Sont listés ci-dessous les différents modèles testés :

- Modèles explicatifs classés en fonction du critère d'information d'Akaike (AIC) expliquant le score d'ondelette latéral:

Variables	AIC	Delta AIC	poids
âge:phase + poids:phase+docilité:phase+sexe+sociabilité:phase	1170.346	0	5.93E-01
âge + poids:phase + docilité:phase + sexe + sociabilité:phase	1173.937	3.591115	9.85E-02
âge:phase + poids+docilité:phase+sexe+sociabilité:phase	1174.289	3.942563	8.26E-02
âge:phase + poids+docilité:phase+sexe+sociabilité	1174.586	4.239789	7.12E-02

- Modèles explicatifs classés en fonction du critère d'information d'Akaike (AIC) expliquant le score de surface occupée :

Variables	AIC	Delta AIC	poids
âge+docilité:phase+poids:phase+sociabilité	664.2827	0	0.058719217
âge +docilité:phase+poids+sociabilité	664.9303	0.6476525	0.042476067
âge +docilité:phase+sociabilité:phase	665.5479	1.2652317	0.031191675
docilité:phase+poids:phase+sociabilité:phase	665.8718	1.5891709	0.026527492
âge+poids:phase+sociabilité	666.0657	1.783043	0.024076724
âge +docilité:phase+poids:phase+sociabilité:phase	666.175	1.8922785	0.022796974
âge +docilité:phase+poids+sociabilité	666.2553	1.9725868	0.021899716
sociabilité+poids:phase	666.2609	1.9782603	0.02183768
docilité:phase+sociabilité	666.307	2.0242974	0.021340749

- Modèles explicatifs classés en fonction du critère d'information d'Akaike (AIC) expliquant le score de surface occupée avec une basse résolution:

Variables	AIC	Delta AIC	poids
poids:phase+sociabilité:phase	544.1552	0	1.35E-01
poids:phase+sexe:phase+sociabilité:phase	546.3065	2.151297	4.61E-02
sexe:phase+sociabilité:phase	546.376	2.220815	4.46E-02
poids:phase+sociabilité:phase+docilité:phase	546.569	2.413782	4.05E-02

- Modèles explicatifs classés en fonction du critère d'information d'Akaike (AIC) expliquant le score d'ondelette longitudinal :

Variables	AIC	Delta AIC	poids
âge:phase + poids:phase+docilité:phase+sexe+sociabilité:phase	1189.577	0	5.73E-01
âge:phase + poids:phase+docilité+sexe+sociabilité:phase	1193.051	3.474946	1.01E-01
âge:phase + poids+docilité:phase+sexe+sociabilité:phase	1193.325	3.748755	8.79E-02
âge + poids:phase+docilité:phase+sexe+sociabilité:phase	1193.374	3.797822	8.57E-02

- Modèles explicatifs classés en fonction du critère d'information d'Akaike (AIC) expliquant le score de vitesse de déplacement :

Variables	AIC	Delta AIC	Weight
weight x phase + sociability x phase	544.1552	0	1.35E-01
weight x phase + sex x phase + sociability x phase	546.3065	2.151297	4.61E-02
sex x phase + sociability x phase	546.376	2.220815	4.46E-02

7.3. ALGORITHME DE GRAM-SCHMIDT ET COMPARAISON DE RAPIDITE

L'algorithme de Gram-Schmidt permet à partir d'une famille de vecteurs donnée de reconstituer une famille de vecteurs orthogonaux générant le même espace vectoriel. Dans notre cas l'espace vectoriel considéré est l'ensemble du bruit et du signal provenant des cibles :

$$E = E_n + E_{cibles} \quad (7-1)$$

Cet espace vectoriel est de dimension $p_1 p_2$. L'espace engendré par les cibles étant connus, car calculé par la PCA, il faut estimer les vecteurs orthogonaux permettant de compléter l'espace E_n . Or on peut utiliser les vecteurs de la base canonique de E pour compléter la base de E_n par l'algorithme de Gram-Schmidt (Hoffmann 1989). On extrait un ensemble de vecteurs orthogonaux dans l'espace vectoriel engendré par le signal qui peut être utilisé pour estimer la position des cibles dans la zone éclairée par le RADAR. Cette méthode est utilisée pour remplacer le calcul des valeurs et vecteurs propres du bruit. Ce qui permet ainsi de réduire le temps de traitement. Ce gain est d'autant plus important que le nombre de cibles est faible par rapport au nombre de données ($N_{données} = N * N_{couples}$), car l'algorithme de Gram-Schmidt est de complexité plus faible que celui opérant l'extraction des valeurs propres. Pour estimer le temps de calcul des différents algorithmes on utilise un cpu intel core i7 en utilisant des données aléatoires de différentes tailles. Dans le cas où le nombre de cibles est constant par rapport aux nombre de mesure ce gain peut être important (jusqu'à x10) pour une matrice de covariance de 1000 par 1000. En guide de comparaison 10 tests sont réalisés pour chaque changement de taille de matrice de covariance sur la Figure 7-2.

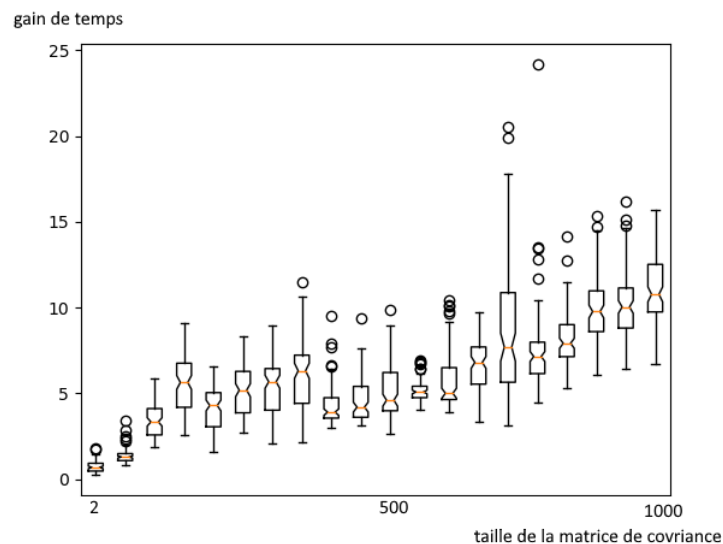


Figure 7-2 - Comparaison temps de calcul pour une taille de matrice de covariance de 2 par 2 jusqu'à 1000 par 1000 et un nombre de cibles à estimer de 10. Le gain étant le rapport temps par extraction classique divisé par le temps pris en utilisant l'algorithme de Gram-Schmidt

On peut voir que l'estimation est plus rapide. Celle-ci est faite en python et est optimisée en utilisant la librairie numba (Lam et al. 2015) qui permet de réduire le temps de calcul de manière automatique, l'analyse en composante principale utilise la librairie fbpc (fbpca, Halko et al. 2011) elle-même utilisant le package LAPACK (Demmel et al. 1991).

7.4. ESTIMATION DE LA POSITION PAR APPRENTISSAGE

Une estimation de la position peut être réalisée utilisant un algorithme d'apprentissage par réseau de neurones. Plusieurs méthodes décrites en (Huang et al. 2017) permettent d'estimer la position d'objet ou de réduire le bruit de mesures. Ici nous avons utilisé une méthode permettant d'extraire la position de la cible utilisant un RADAR fonctionnant à **77GHz**. Pour pouvoir entraîner un réseau de neurones il est nécessaire d'avoir une base d'apprentissage importante. Cette base d'apprentissage devant être plus ou moins importante en fonction de la taille de réseau de neurones. Par exemple Resnet152 (he et al. 2016) utilise 50000 images pour être entraîné. Pour l'architecture du réseau de neurones une adaptation du réseau VGG-N (Zhang et al. 2015) est utilisée. Il est largement utilisé en traitement des images. L'architecture du réseau utilisé dans mon travail est montrée sur la Figure 7-3. L'entraînement et l'architecture sont issues de la librairie python Keras (Chollet et al. 2018) utilisant elle-même TensorFlow (Abadi et al. 2015).

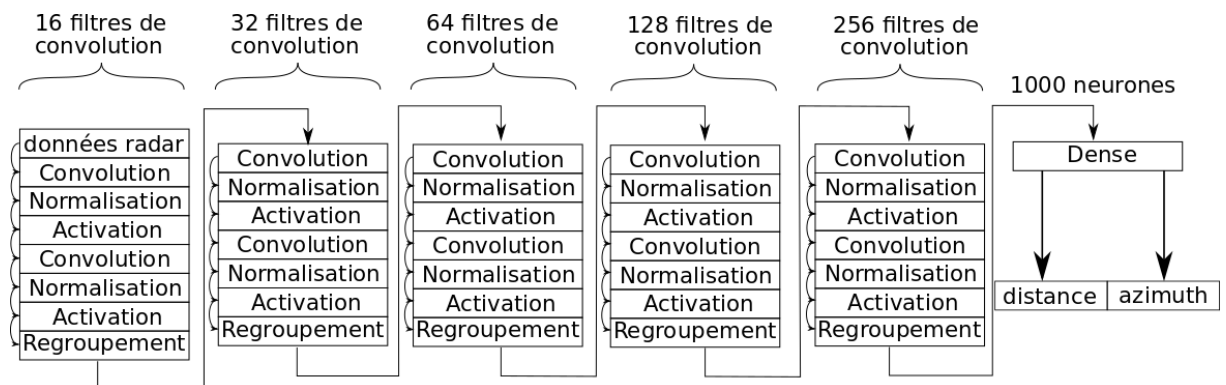


Figure 7-3 - Architecture du réseau de neurones utilisée. Les 2 premières couches de convolution utilisent 16 filtres 3x3, les suivantes 32 filtres, 64 filtres, 128 filtres et finalement 256 filtres de convolution. Les différentes couches du réseau sont expliquées dans le chapitre 3

Les données d'entraînement utilisées sont des mesures faites avec un bourdon mort suspendu à fil de pêche en fluorocarbonate rétrodiffusant très faiblement le signal RADAR incident. Les mesures sont réalisées en extérieur. De plus le RADAR comme le bourdon sont placés à 1m10 du sol. Le RADAR utilisé est le RADAR à **77GHz** permettant d'avoir un grand nombre de mesure en peu de temps (1000 mesures par seconde). Le déplacement étant simulé en déplaçant le RADAR pour couvrir le volume souhaité de détection. Les mesures sont réalisées en une dizaine de minutes (soit 60000 mesures) et sont ensuite séparées temporellement en 2 sous-ensembles : l'un (les 6 premières minutes) est utilisé pour entraîner le réseau de neurones, tandis que l'autre

(les 4 dernières minutes de mesures) pour tester le réseau et vérifier qu'il n'y a pas eu de surentrainement excessif (il s'agit de vérifier que le réseau permet bien de généraliser les données d'entraînement). On peut réaliser l'estimation de la position en utilisant l'algorithme MUSIC qui renvoie la position du bourdon pour chaque mesure. Lorsque le bourdon est en limite de détection (quand sa position angulaire est supérieure à l'angle d'ouverture du RADAR) l'algorithme MUSIC ne détecte pas correctement la cible. Cela peut poser problème pour l'entraînement car cela crée des données erronées mais permet de vérifier que le réseau de neurones apprend bien la relation entre signal RADAR et position. En effet si le réseau donne une position plus cohérente que MUSIC cela veut dire que l'entraînement s'est correctement fait, si la détection est la même cela implique un surentrainement et finalement si la position n'est pas correctement estimée cela implique que le réseau n'est pas meilleur que l'algorithme MUSIC. Le nombre de fausses détections est d'environ 3% sur les données d'entraînement. Le signal est préalablement traité pour réduire le temps de calcul, ainsi un zoom est réalisé pour extraire le signal entre $0.2m$ et $2.5m$. De plus pour avoir une détection précise un padding est appliqué pour estimer la position à savoir 256 pour l'angle et 512 pour la distance. Pendant l'entraînement la fonction de coût choisi est la fonction "*mae*" (*mean absolute error* ou erreur absolue moyenne) donnée par :

$$\text{error} = \frac{1}{N_{\text{data}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{data}}} |y_{\text{true}}[i] - y_{\text{pred}}[i]| \quad (7-2)$$

où y_{true} est la position réelle (pu position vraie) du bourdon et y_{pred} est celle prédite par le modèle. L'optimisation du réseau de neurones se fait par l'algorithme du gradient (Kingma et al. 2014) qui consiste à adapter la descente de gradient pour limiter la probabilité de se trouver dans un minimum local de la fonction de coût. La descente de gradient se faisant en utilisant la dérivée de la fonction de coût pour les mesures utilisées pendant l'entraînement en fonction des poids du réseau de neurones.

Les données fournies au réseau de neurones sont la partie réelle et imaginaire des données prises séparément, la librairie utilisée ne permettant pas d'utiliser directement des données en nombres complexes. La dimension de chaque donnée est $(N_{\text{coulpes}}, N, 2)$ soit (8, 256, 2).

Plusieurs problèmes se sont posés pendant l'entraînement. Le principal est l'existence d'un minimum local pour l'erreur utilisée. On peut voir sur la courbe d'entraînement Figure 7-4 qu'un plateau est présent en itération 60 ce qui correspond au moment où le réseau de neurones renvoie la valeur moyenne des position utilisées. Deuxièmement à la fin de l'entraînement, lorsque la fonction de coût n'évolue plus sur les données de validation, il subsiste un biais lors de l'estimation de la position. Ce qui dégrade la qualité de l'estimation de position par le réseau de neurones. On peut aussi voir que l'erreur dépend de la position de la cible (Figure 7-5). Il est possible de corriger cet écart a posteriori en utilisant l'erreur faite par le réseau sur les données d'entraînement.

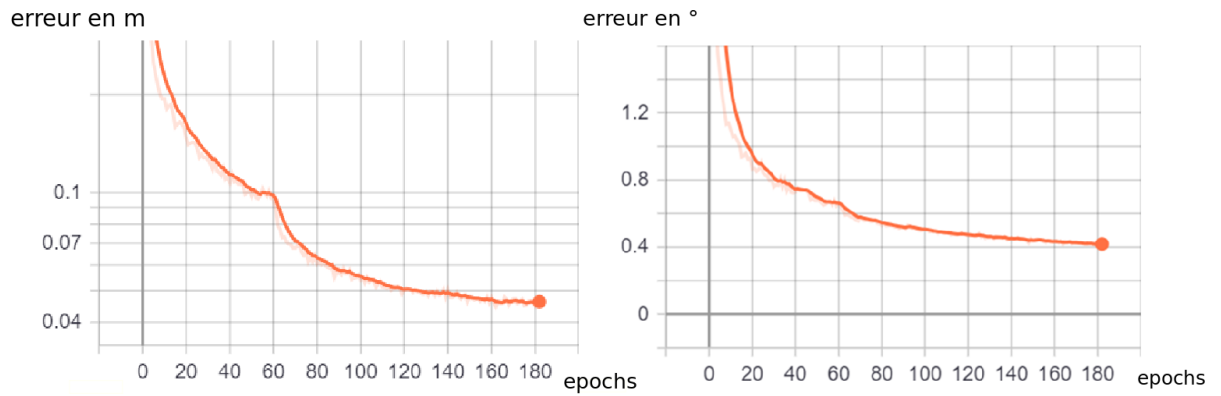


Figure 7-4 - Valeur de la fonction de coût en fonction du nombre d'itération d'entraînement, le nombre d'itération représentant le nombre de fois où le réseau a utilisé l'ensemble des données d'entraînement.

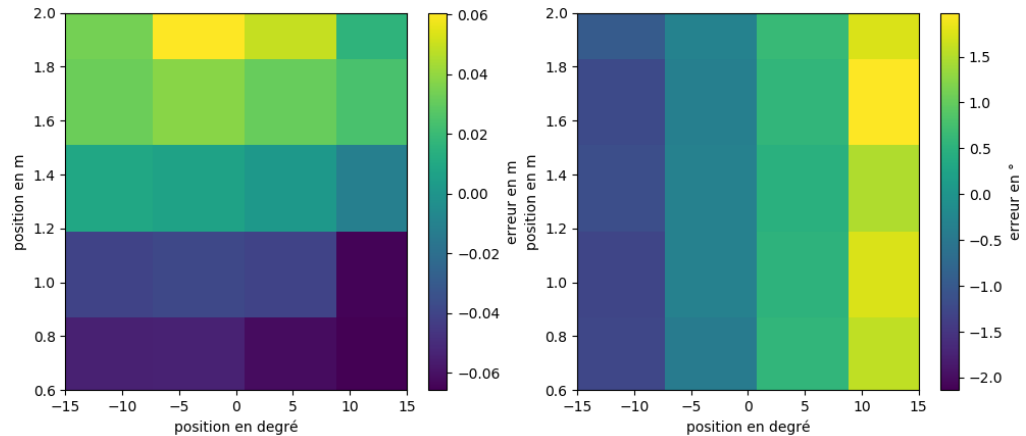


Figure 7-5 - Erreur estimée en fonction de la position de la cible (a) erreur sur la distance au RADAR (b) erreur sur la position angulaire.

Cela permet d'estimer la position avec une plus grande précision, l'erreur moyenne en azimuth passant de 0.7° à 0.45° et celle en distance de 3.4cm à 1.7cm par rapport à l'estimation par l'algorithme MUSIC. Il est aussi possible de voir que l'estimation ne se contente pas de recopier l'algorithme MUSIC mais donne des résultats de meilleure qualité lorsque la détection n'est pas faite correctement par l'algorithme MUSIC. Il est possible de comparer ces estimations car, étant donné le nombre de mesures par seconde (1000 mesures toutes les secondes), deux détections consécutives ne peuvent différer de plus de quelques millimètres. La vitesse de déplacement étant inférieure à 10m/s, la distance entre deux détections ne peut excéder 1cm. Or l'algorithme MUSIC donne une position incohérente contrairement au réseau de neurones (Figure 7-6).

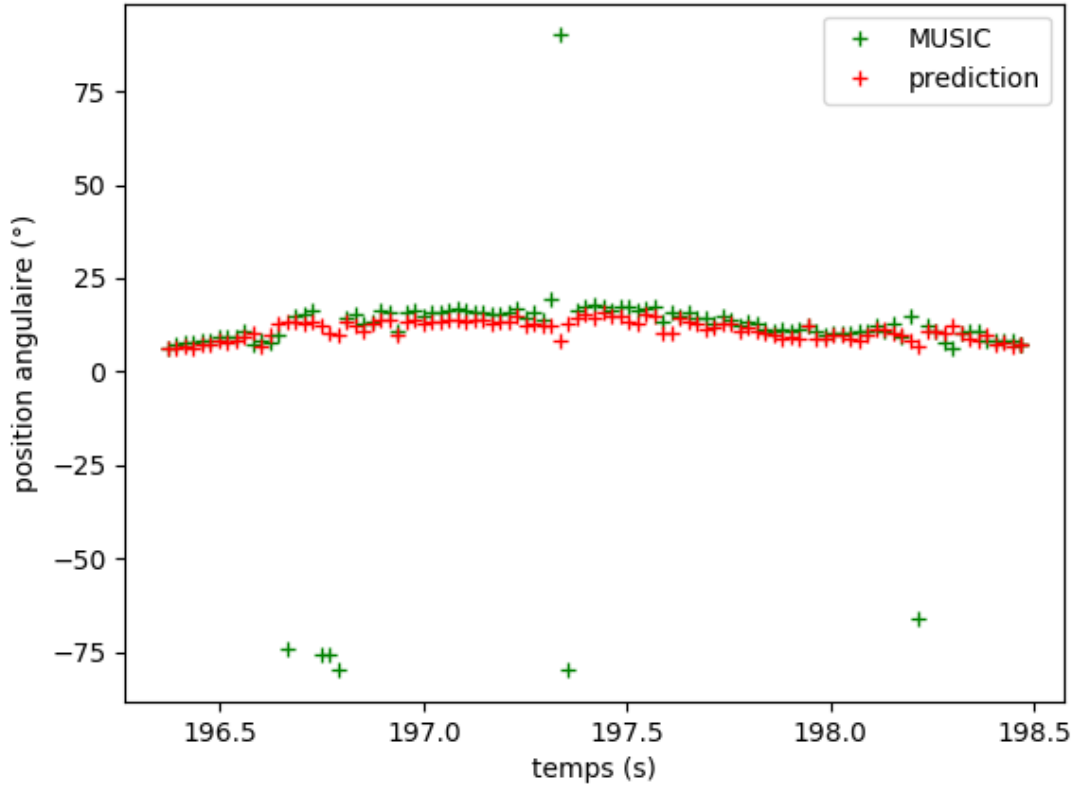


Figure 7-6 - Comparaison entre l'estimation de l'angle d'arrivée par réseau de neurone (rouge) et par MUSIC (vert).

Ce type de détection est adapté pour un certain type de mesure. Un entraînement doit être réalisé à chaque changement d'environnement. Pour cette thèse il était peu pratique d'utiliser ce type d'extraction étant donné la grande diversité des scènes. Dans le cas d'une application pratique, il est par contre possible d'utiliser ce type de mesure.

7.5. AUGMENTATION DE LA ZONE DISCRIMINEE

A partir d'une certaine distance entre la cible et le RADAR celle-ci ne peut être estimée avec une seule mesure. Cette ambiguïté de mesure est due au fait que le signal reçu est périodique. Or la fréquence d'échantillonnage définit la fréquence maximale du signal que l'on peut estimer sans ambiguïté. Selon le théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon:

$$f_{max} = \frac{f_s}{2} \rightarrow R_{max} = \frac{N}{\frac{2B}{c}} \rightarrow R_{max} = \frac{N c}{2 B} = N d_r \quad (7-3)$$

f_{max} étant la fréquence maximale mesurable, f_s la fréquence d'échantillonnage, R_{max} la distance maximale mesurable, N le nombre de mesures réalisées par antenne, B la bande passante, c la célérité de la lumière dans le vide et d_r la résolution en distance du RADAR. L'ambiguïté de mesure se traduit par une mauvaise estimation de la fréquence du signal :

$$f_{estimé} = f_{réel} - kf_{max} \text{ et } R_{estimé} = R_{réel} - kR_{max} \quad (7-4)$$

avec k défini par :

$$k = Ent\left(\frac{f_{estimé} - f_{réel}}{f_{max}}\right) \quad (7-5)$$

où $Ent(x)$ étant la partie entière de x . On peut voir que la distance maximale est liée aux paramètres du RADAR. En augmentant le nombre de points de mesure il est possible d'augmenter linéairement la distance mesurable sans ambiguïté. Mais cela implique d'augmenter la durée du signal ou la fréquence d'échantillonnage. Augmenter la fréquence d'échantillonnage nécessite de diminuer le temps de conversion du signal en données numériques. Cette diminution nécessite une modification du RADAR lui-même. Au contraire l'augmentation du nombre de points dans le signal augmente le temps de traitement du signal RADAR mais limite aussi le temps entre deux mesures RADARs, celui-ci devant émettre plus de données dans le même laps de temps. Il a été développé une méthode pour pouvoir augmenter significativement la portée du RADAR sans avoir à apporter des changements sur l'électronique du RADAR. Il est possible d'utiliser différentes configurations sur deux mesures successives pour augmenter cette distance maximale. En effet si la position a été correctement estimée par le RADAR par la première mesure, la deuxième devrait, malgré le changement de la distance limite, donner sensiblement la même position. Alors que si la position est mal estimée, la deuxième configuration doit donner une distance différente Figure 7-7.

$$R_{reel} = R_{est1} + k_1 R_{max1} = R_{est2} + k_2 R_{max2} \quad (7-6)$$

Les indices des différentes variables étant liés à la configuration utilisée. La distance maximale est alors augmentée :

$$R_{max} = ppcm\left(\frac{R_{max1}}{dr_1}, \frac{R_{max2}}{dr_1}\right) dr_1 = ppcm\left(\frac{R_{max1}}{dr_2}, \frac{R_{max2}}{dr_2}\right) dr_2 \quad (7-7)$$

avec $ppcm(a, b)$ le plus petit commun multiple de a et b .

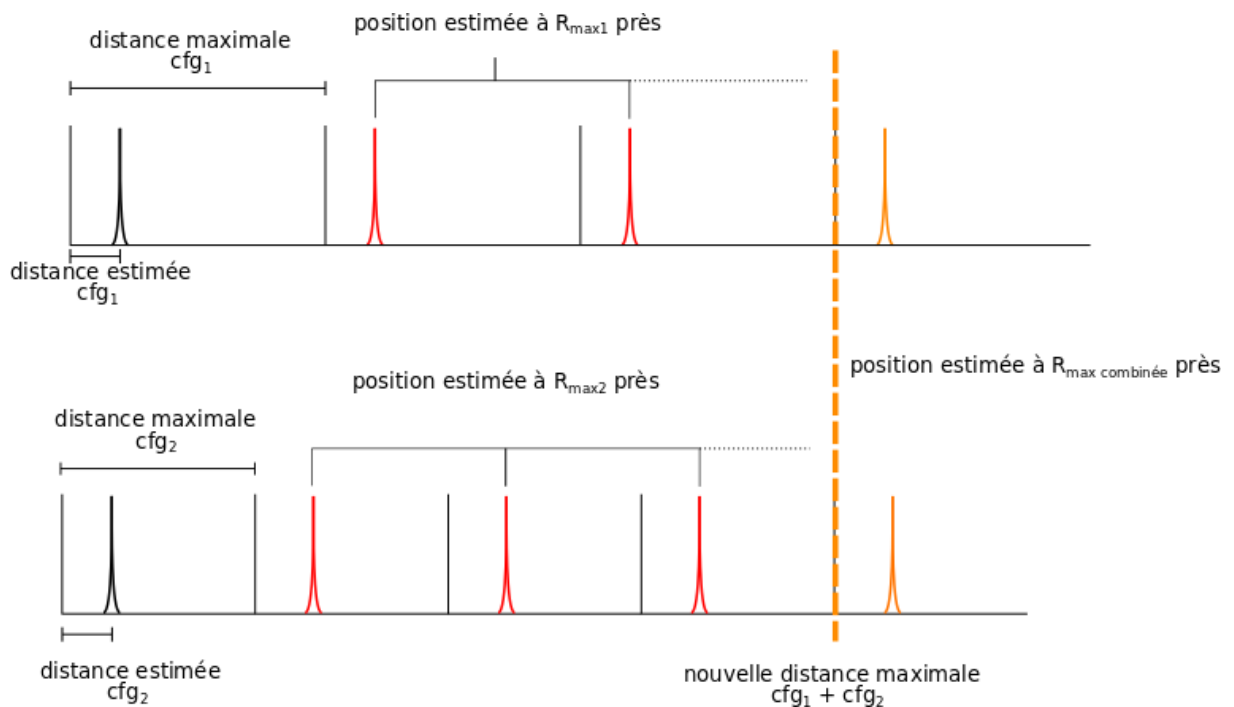


Figure 7-7 - Distance estimée sans ambiguïté et distance réelle dans le cas où $R_{max1} = \frac{3}{4} R_{max2}$. Les pics correspondent à la position de la cible estimée par chacun des RADARs. En haut : signal reçu par le RADAR avec la configuration 1. En bas : signal reçu avec la configuration 2. Ici la position de la cible est estimée correctement par les deux RADARs. La nouvelle position maximale est $3R_{max1} = 4R_{max2}$

Cette méthode permet de supprimer des détections dont la distance est mal estimée par les deux RADARs. Mais elle permet aussi de détecter des cibles dont la puissance réémise est suffisante pour être détectée mais se situant au-delà de la distance R_{max} définie par la fréquence d'échantillonnage. Le RADAR utilisé ne permettait pas d'émettre deux signaux consécutifs différents. Ce qui limitait la portée maximale à la portée « classique ». La position angulaire est aussi déterminée par estimation de la fréquence du signal (ici temporelle) mais le problème de discrimination des positions angulaires ne se pose plus car l'angle estimé est limité par l'angle d'ouverture du RADAR. Dans le cas où des cibles se situent au-delà de la zone de mesure cela permet de distinguer les cibles à détecter de celles présentes en dehors du volume d'étude. De plus, dans le cas de RADARs utilisant plusieurs antennes de réception ou d'émission, il est possible d'augmenter la distance de discrimination de ces RADARs et ce en utilisant une configuration différente par antenne de réception ou d'émission. Chaque antenne correspondant à une configuration spécifique cela permet de différencier les cibles dont la position est correctement estimée de celles dues à une ambiguïté de mesure par la méthode décrite ci-dessus. Cette estimation peut se faire aussi en utilisant la position estimée par transformée de Fourier. Dans le cas où la cible est à une distance inférieure à la distance maximale de détection pour chaque couple d'antenne alors la position détectée sera la même et va varier sinon. La valeur de l'angle estimé ne dépendant pas du nombre de données échantillonnées, et l'angle estimé est le même. Or si la cible est une cible fantôme, les différentes antennes ne recevront pas les échos des cibles à la même distance et cela impliquera que la phase du signal provenant de la cible fantôme ne sera correctement estimée par un couple d'antenne sur deux, ce qui hachera le signal provenant de la cible incorrectement estimée

Dans le cas d'une cible non fantôme, la position angulaire correspond à l'angle d'arrivée réel, alors que dans le cas d'une cible fantôme la position estimée sera mal estimée du fait de mesures parcellaires/hachées. Cette estimation provoque un dédoublement de la fréquence estimée avec un espacement de $\frac{f_{max}}{2}$ où f_{max} correspond à la fréquence du signal provenant d'une cible ayant une position angulaire de 90° . Il est possible de détecter la cible fantôme par la présence d'une double détection pour un angle $\theta_{cible} \pm 90^\circ$. Et dans le cas d'un RADAR ayant un angle d'ouverture inférieur à 90° la double détection apparaît à un angle supérieur à l'angle d'ouverture et en dehors du volume de détection.

Pour montrer la capacité de discriminer des cibles à des distances supérieures à la distance maximale mesurable, une simulation a été réalisée. Pour la simulation on utilise une cible ponctuelle. Un bruit gaussien de puissance deux fois plus élevée que celle du signal est ajouté. On sépare les antennes en deux groupes auxquels on applique deux configurations différentes *cfg 1* et *cfg 2* définies par :

$$cfg\ 1 \left\{ \begin{array}{l} B = 2GHz \\ N = 500 \\ f_c = 77GHz \\ N_{couple} = 16\ (4,4) \\ T_m = 256\mu s \end{array} \right. , \quad cfg\ 2 \left\{ \begin{array}{l} B = 2GHz \\ N = 300 \\ f_c = 77GHz \\ N_{couple} = 16\ (4,4) \\ T_m = 256\mu s \end{array} \right.$$

Les antennes sont disposées pour avoir des configurations d'antennes alternées (Figure 7-8).

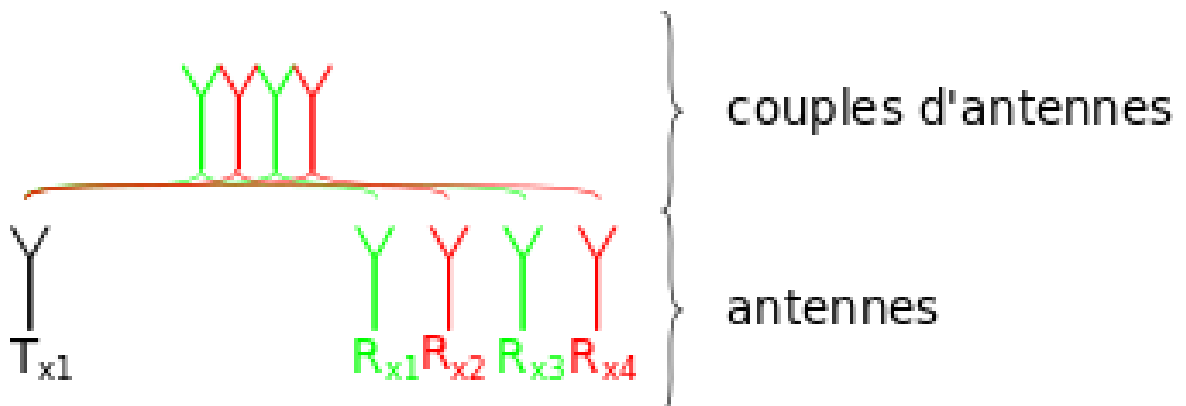


Figure 7-8 - Agencement des antennes simulées de configuration différentes, (vert) antennes dont la configuration est *cfg₁*, (rouge) antennes dont la configuration est *cfg₂*

On peut ainsi voir que la cible simulée à 40m (soit au-delà de la distance maximale pour les deux configurations) est détectée par les deux RADARs (Figure 7-9) et est représentée par les pics. On peut aussi remarquer la présence des cibles parasites à des distances ne correspondant pas à la position réelle de la cible. La position « vraie » est non accompagnée de détections de cibles à la même distance. L'amplitude du pic de détection dans le cas d'une estimation correcte est deux fois plus importante que celles des autres pics.

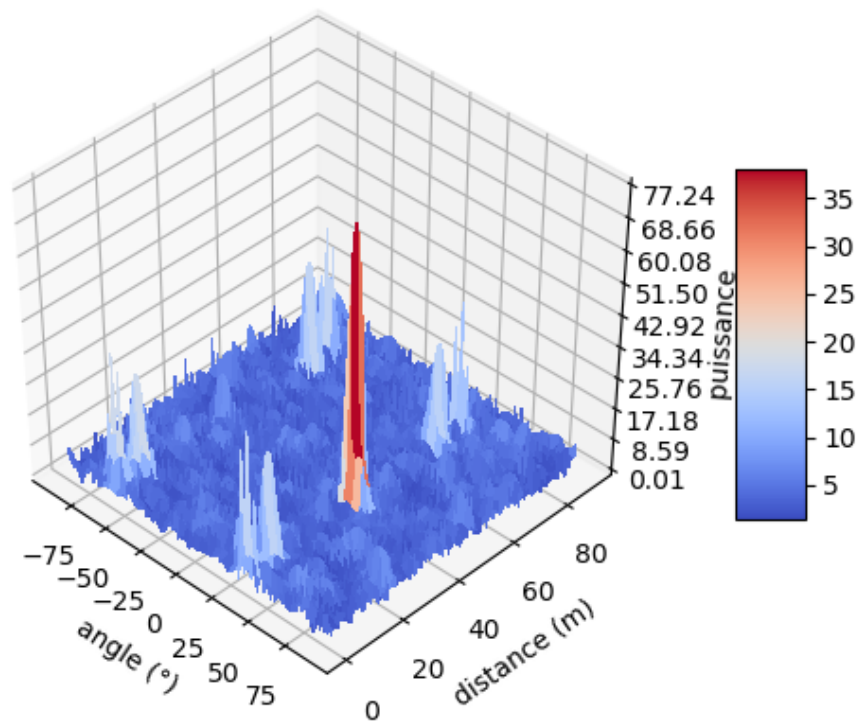


Figure 7-9 - Détection de la cible simulée à 40m. Des cibles fantômes sont détectées (pics bleu clair) et sont accompagnées de détections à -90°. La détection réelle (pic rouge) est plus importante et n'est pas accompagnée de cibles fantômes.